



ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIEROS INDUSTRIALES Y DE TELECOMUNICACIÓN

MÁSTER UNIVERSITARIO EN COMUNICACIONES

PROCESADO DE SEÑALES DE SCANNING-EMG

Íñigo Corera Orzanco

Tutor: Javier Navallas Irujo

Pamplona, 2 de Julio de 2015

Índice

Resumen.....	5
1. Introducción	7
1.1. Electromiografía.....	9
1.2. Scanning-EMG.....	10
1.3. Procesado de la señal de scanning-EMG	11
1.4. Nuevo sistema de procesado	13
1.5. Notación	14
2. Etapas del algoritmo.....	17
2.1. Filtrado en el dominio temporal	19
2.2. Corrección del desalineamiento	20
2.3. Corrección de artefactos.....	29
2.4. Filtrado en el dominio espacial	33
3. Modelado de la señal de scanning.....	35
3.1. Modelado de la señal de scanning fisiológica.....	37
3.1.1. Modelado del MUP	37
3.1.2. Modelado de la señal de scanning.....	39
3.2. Modelado de la unidad motora y del corredor	40
3.2.1. Anatomía y fisiología de la unidad motora	40
3.2.2. Modelo de unidad motora desarrollado.....	42
3.3. Modelado de la señal de scanning contaminada	44
3.3.1. Modelado del desalineamiento.....	46
3.3.2. Modelado del ruido blanco.....	47
3.3.3. Modelado del ruido de artefactos	48
3.3.4. Modelado del ruido de línea de base	48
4. Evaluación del algoritmo de procesado.....	51
4.1. Descripción del sistema de evaluación.....	53
4.2. Evaluación del nuevo algoritmo de procesado.....	55
4.3. Figuras de mérito globales	60
4.4. Descripción de los experimentos.....	61
5. Resultados	63
5.1. Resultados para los parámetros de referencia	65
5.2. Resultados variando los parámetros de contaminación.....	67
6. Discusión.....	75

6.1.	Funcionamiento de la primera etapa	77
6.2.	Funcionamiento de la segunda etapa.....	77
6.3.	Funcionamiento de la tercera etapa.....	78
6.4.	Funcionamiento de la cuarta etapa	80
6.5.	Fuentes de ruido a la salida del algoritmo	81
6.6.	Comparación del rendimiento de los algoritmos.....	82
7.	Conclusiones y líneas futuras	87
7.1.	Conclusiones	87
7.2.	Líneas futuras	87
8.	Referencias	89

Resumen

La técnica del scanning-EMG consiste en el registro de la actividad eléctrica de la unidad motora en diferentes posiciones del músculo a lo largo de un corredor lineal utilizando un electrodo de aguja. Las señales de scanning-EMG registradas mediante esta técnica proporcionan información acerca de la estructura anatómica y fisiológica de la unidad motora bajo estudio no disponible en los registros convencionales, lo que tiene importantes implicaciones en el estudio y en el diagnóstico de enfermedades neuromusculares. Sin embargo, durante el proceso de registro, dichas señales son contaminadas con ruido e interferencias de distinta naturaleza, por lo que antes de extraer cualquier tipo de información es necesario realizar un procesamiento de la señal de scanning que mitigue sus efectos. Actualmente ya existe un algoritmo de procesamiento de señales de scanning-EMG; sin embargo, este algoritmo presenta varias limitaciones que condicionan la calidad de la señal de scanning procesada mediante esta técnica. Estas limitaciones son, en primer lugar un efecto de recorte de picos de la señal de scanning debida a la utilización en el procesamiento de un filtro de mediana, y en segundo lugar, la no corrección del desalineamiento presente en la señal de scanning. En este proyecto se ha implementado un nuevo algoritmo de procesamiento de señales de scanning-EMG con el objetivo de superar las limitaciones expuestas. El algoritmo se ha estructurado en cuatro bloques de procesamiento que atacan, sucesivamente, el ruido de línea de base, el desalineamiento, los artefactos y el ruido de instrumentación.

Para evaluar el funcionamiento del nuevo algoritmo de procesamiento y comparar el rendimiento del mismo con el del algoritmo de procesamiento clásico, se han diseñado una serie de experimentos en los que se han procesado diferentes señales de scanning-EMG mediante los dos algoritmos. Con objeto de realizar la evaluación en un entorno controlado, las señales de scanning utilizadas en los experimentos han sido generadas a partir de un modelo de simulación de señales de scanning-EMG también desarrollado durante este proyecto. Los resultados revelan que el nuevo algoritmo de procesamiento reduce notablemente el desalineamiento y presenta valores de SNR superiores a los obtenidos mediante el algoritmo de procesamiento clásico (SNR mediana 23.69 dB frente a 19.07 dB del clásico en condiciones de contaminación estándar). Además los errores de amplitud pico-pico dados para el nuevo algoritmo de procesamiento son menores, lo que significa que el nuevo algoritmo recorta menos los picos de la señal de scanning que el algoritmo de procesamiento clásico (5 % de recorte frente al 15 % del clásico). Estos mejores resultados dados por el nuevo algoritmo de procesamiento han sido obtenidos para diferentes condiciones de ruido de la señal de scanning, por lo que se puede concluir que el rendimiento del nuevo algoritmo de procesamiento superior al rendimiento del algoritmo de procesamiento clásico.

1. Introducción

En este primer capítulo se explicará brevemente en qué consiste la técnica del scanning-EMG mediante la cual se registra la señal de scanning-EMG. También se expondrá cuáles son los problemas asociados al registro de dichas señales, y el tipo de procesamiento que habitualmente se lleva a cabo para mitigar estos problemas. Por último se explicarán las limitaciones que tiene este tipo de procesamiento, y se propondrá un nuevo sistema de procesamiento de la señal de scanning que supere dichas limitaciones.

1.1. Electromiografía

Se le llama unidad motora (UM) a la unidad anatómica y funcional responsable de la contracción muscular. La unidad motora consta de una neurona motora y de todas las fibras musculares que son inervadas por ella. La estimulación o disparo de una neurona motora produce la activación de todas las fibras a las que inerva, es decir, cuando una unidad motora se activa, se contraen de forma sincrónica todas sus fibras musculares.

El estudio de la anatomía y la fisiología de la unidad motora tiene importantes implicaciones en el diagnóstico y seguimiento de patologías neuromusculares. El registro de los potenciales eléctricos musculares mediante el uso de técnicas electrofisiológicas basadas en la electromiografía (EMG) permite hacer inferencias sobre la estructura muscular, su estado y su comportamiento y por lo tanto tiene un papel relevante en el diagnóstico de enfermedades neuromusculares.

En términos fisiológicos, cada fibra muscular perteneciente a la unidad motora se activa por impulsos eléctricos procedentes de la neurona a través de su axón. Cuando un impulso eléctrico llega a la unión neuromuscular, se produce una transducción electro-química y una posterior transducción químico-eléctrica originándose un potencial intracelular (IAP – Intracellular Action Potential) que se propaga en direcciones opuestas a lo largo de la fibra muscular (Fig. 1).

La propagación de los IAP a lo largo de la fibra muscular genera un potencial eléctrico en el medio extracelular, llamado potencial de acción de la fibra individual (SFAP – Single Fiber Action Potential). La superposición en el tiempo y en el espacio de los SFAPs de todas las fibras musculares de una unidad motora es el potencial de unidad de unidad motora (MUP – Motor Unit Potential).

Las técnicas electrofisiológicas permiten registrar el MUP mediante el empleo de electrodos de aguja. Este proceso suele llevarlo a cabo un especialista, el neurofisiólogo, que inserta el electrodo de aguja dentro del músculo a estudiar y pide al paciente que contraiga el músculo suavemente para provocar la activación muscular. Dependiendo del tipo de aguja y del protocolo de registro, se puede medir la actividad de las fibras musculares de forma individual (registro de un SFAP), la actividad de la unidad motora (registro de un MUP), o la actividad de todo el músculo mediante el registro del patrón de interferencia.

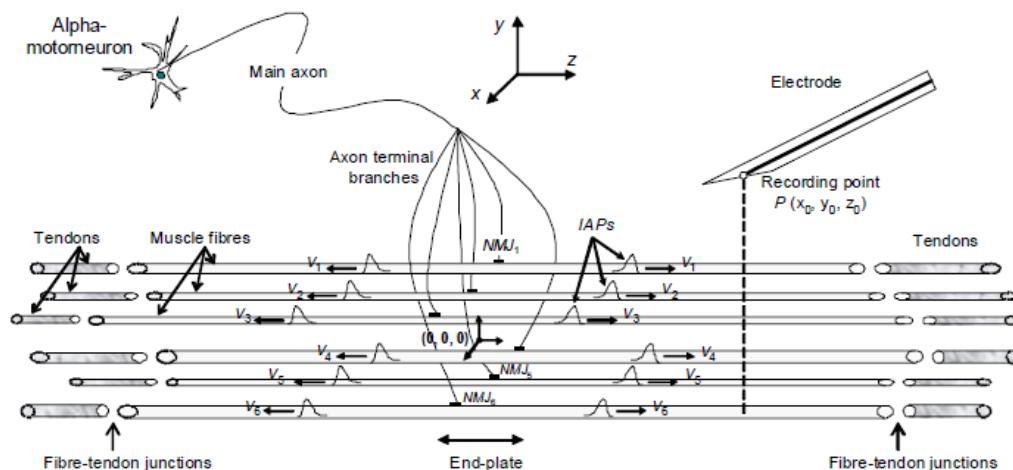


Fig. 1. Diagrama esquemático de los principales elementos de la unidad motora (Extraído de [1]).

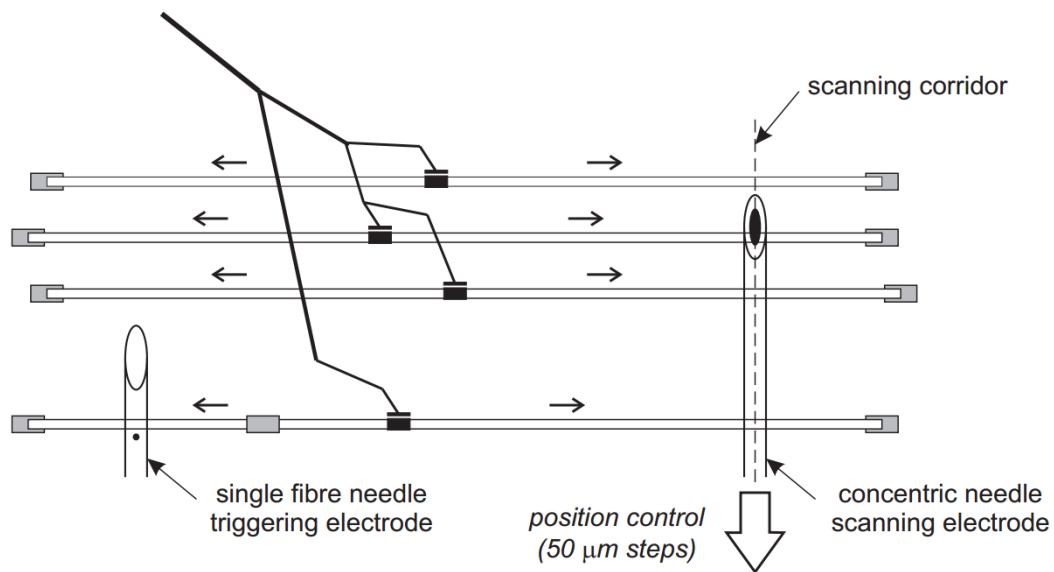


Fig. 2. Diagrama esquemático del proceso de registro con un electrodo de trigger en una posición fija, y un electrodo de scanning desplazándose a lo largo del corredor (Extraído de [2]).

1.2. Scanning-EMG

En electromiografía, la mayoría de las técnicas de registro se basan en la adquisición puntual de señales en posiciones fijas. Así pues, cada registro es representativo de una región limitada del músculo situada en un entorno cercano a la superficie de captación del electrodo. Por el contrario, la técnica del scanning-EMG permite observar la misma unidad motora desde diferentes localizaciones, lo que proporciona una gran cantidad de información espacial adicional no disponible con las técnicas EMG de registro en un único punto.

Mediante la técnica del scanning-EMG se registra la actividad eléctrica de la unidad motora en diferentes puntos situados linealmente a lo largo de un corredor. Para el registro se utiliza un electrodo de aguja micro-motorizado introducido perpendicularmente a la dirección de las fibras musculares (Fig. 2). Si se utiliza como electrodo una aguja concéntrica, entonces la señal registrada en cada posición es un MUP. Como el electrodo se va moviendo a través del corredor, la actividad eléctrica registrada en cada posición será distinta según varíe la geometría relativa de la unidad motora respecto del electrodo.

Las señales de scanning-EMG son de dos dimensiones: la dimensión temporal asociada a cada instante de registro y la dimensión espacial asociada a las diferentes posiciones que toma el electrodo dentro del corredor de registro. Así, la señal de scanning puede ser considerada como una colección de MUPs individuales registrados en diferentes posiciones del corredor o, equivalentemente, como una imagen de la distribución espaciotemporal del potencial eléctrico generado por la unidad motora.

Es imprescindible que la señal de scanning resultante sea equivalente a un registro simultáneo de los diferentes MUPs desde todas las posiciones del corredor. Para ello todos los registros deben de estar sincronizados con el disparo de la unidad motora. Para extraer el patrón de disparo de la unidad motora, se inserta en el músculo un segundo electrodo de aguja llamado electrodo de trigger. Normalmente se inserta a unos pocos centímetros (unos

20 mm) de distancia del electrodo de scanning en la dirección paralela a las fibras musculares (Fig. 2). El electrodo de trigger registra actividad eléctrica localizada, idealmente de una sola fibra de la unidad motora para minimizar la interferencia de otras unidades motoras. Por lo tanto los electrodos EMG de fibra simple son los que se suelen utilizar para este propósito.

Las señales registradas tanto en el electrodo de trigger como en el de scanning son transmitidas a una computadora que utiliza un software específico que permite realizar la sincronización. Este software provee una forma de establecer un voltaje umbral para la señal adquirida con el electrodo de trigger. Cuando se supera un cierto voltaje umbral, se asume que se ha producido un disparo de la unidad motora.

El software realiza tres operaciones:

- 1- Ante un evento de disparo de la unidad motora, el software capta un conjunto de muestras de la señal del electrodo de scanning dentro de una ventana temporal que comprende unos pocos milisegundos antes y después del evento de disparo.
- 2- Una vez terminado el registro en un cierto punto, el software envía un comando al micro-motor para avanzar una posición. La distancia de avance suele ser de 50 micras.
- 3- En la nueva posición del electrodo, el software espera hasta que ocurra otro evento de disparo en la señal adquirida por el electrodo de trigger.

1.3. Procesado de la señal de scanning-EMG

La señal en bruto obtenida mediante el proceso de registro está contaminada con ruido e interferencias de distinta naturaleza, por lo que no puede ser utilizada directamente para inferir la estructura de la unidad motora. Hay fundamentalmente cuatro fuentes de interferencia que deben de ser tenidas en cuenta. La primera es la existencia de fluctuaciones en la línea de base de las señales de scanning y trigger que pueden ser producidas por el movimiento de las agujas o del músculo.

La segunda fuente de contaminación de la señal es el desalineamiento que existe entre cada MUP de la señal de scanning. Hay que tener en cuenta que la precisión con la que en el proceso de registro se sincronizan los diferentes MUPs es limitada debido a que la frecuencia de muestro es finita, típicamente entre 10 y 20 KHz, por lo que el instante de disparo siempre va a tener asociado un error mínimo de ± 0.5 muestras (± 0.05 ms a 10 kHz). Además, como el evento de disparo se da cuando se ha superado un cierto umbral, en función del valor que tome la línea de base el instante de disparo variará, lo que supone una fuente adicional de desincronización entre MUPs.

Existe una tercera interferencia significativa debida a la co-activación de otras unidades motoras en el proceso de registro. Los MUPs registrados pueden presentar superpuestos otros MUPs debidos a la actividad eléctrica de otras unidades motoras que, a efectos del registro de una unidad motora concreta, pueden ser considerados como artefactos. Sin embargo estos MUPs superpuestos no están sincronizados con el disparo de la unidad motora [3], por lo tanto estos MUPs no se repiten siempre con el mismo retardo temporal respecto del MUP que se desee registrar, sino que se encuentran distribuidos temporalmente de forma aleatoria.

La última fuente de interferencia es el ruido que introduce en la señal el sistema de adquisición. Este ruido supondremos que es aditivo, gaussiano y plano en toda la banda frecuencial de interés.

Es necesario mitigar el efecto de estas interferencias antes de poder utilizar la señal de scanning para extraer cualquier tipo de información. Para ello hay que procesar la señal de scanning utilizando un método adecuado. Antes de la realización de este proyecto ya existía un sistema de procesamiento de señales de scanning-EMG [3], sin embargo como veremos más adelante, este sistema tiene sus limitaciones.

En el procesamiento clásico de la señal de scanning se realizan dos pasos en la mejora de la señal en bruto. El primer paso consiste en hacer un filtrado paso-banda en el dominio temporal de la señal de scanning, es decir en filtrar cada MUP de forma individual. La eliminación de las bajas frecuencias es necesaria para poder eliminar las fluctuaciones en la línea de base. La eliminación de altas frecuencias sirve para eliminar parte del ruido blanco. La banda de paso del filtro dependerá de las condiciones de registro, es decir, de la frecuencia de muestreo, tipo de aguja, etc. El segundo paso consiste en aplicar un filtrado de mediana en el dominio espacial para eliminar los artefactos. La eficacia de este tipo de filtrado se debe a que generalmente los artefactos se encuentran entre dos trazas limpias de la señal, dada la aleatoriedad de la aparición de los artefactos anteriormente citada. A mayor orden del filtrado de mediana, mayor capacidad para eliminar artefactos.

Este sistema de procesamiento tiene una serie de limitaciones que condicionan la calidad de la señal procesada. En primer lugar, el error asociado al desalineamiento no ha sido tenido en cuenta en el procesamiento, y por lo tanto tampoco ha sido eliminado. Otro problema que tiene este sistema de procesamiento es que el filtro de mediana distorsiona de forma significativa la señal de scanning recortando los picos de la misma hasta en un 15% de amplitud [4]. Este recorte de picos será mayor cuanto mayor sea el orden del filtro de mediana. Así pues existirá un compromiso entre la capacidad del filtro para eliminar artefactos (mayor capacidad cuanto más alto sea el orden del filtro) y la distorsión por recorte de picos. Además, este método no reduce el nivel de ruido blanco tanto como sería posible, ya que en la dimensión espacial no se realiza un filtrado diseñado específicamente para ello, aunque sí en la dimensión temporal. Si bien es cierto que el filtro de mediana aplicado en la dimensión espacial puede reducir en parte el nivel de ruido blanco, éste no lo hace de forma eficaz, además de presentar el problema de recorte de picos ya mencionado.

Todas estas limitaciones hacen que la calidad de la señal de scanning procesada pueda ser mejorada significativamente si utilizamos un sistema de procesamiento de la señal más completo. Cabe señalar que una mejora de la calidad de la señal de scanning es de suma importancia para la obtención de información más precisa acerca de la estructura de la unidad motora, que es la motivación última para el desarrollo de este proyecto: disponer de una señal de scanning lo suficientemente acondicionada como para poder aplicar estrategias de estimación que nos permitan inferir la estructura de la unidad motora bajo estudio. Es este el motivo por el que el presente proyecto se enmarca en el proyecto del Plan Nacional TEC2014-58947-R “Estimación de la estructura de la unidad motora a partir de registros de electromiografía de barrido (scanning-EMG) y electromiografía de superficie de alta densidad (HD-sEMG)” del cual el autor es miembro como parte del equipo de trabajo.

1.4. Nuevo sistema de procesado

En el presente proyecto se ha diseñado un nuevo método de procesado de señales scanning-EMG con objeto de superar las limitaciones del esquema de procesado clásico. Este nuevo método consta de cuatro etapas diferenciadas.

La primera etapa consiste en aplicar a la señal de scanning en bruto un filtro paso banda. Al igual que en el procesado clásico, esto se realiza para eliminar las fluctuaciones de la línea de base y para eliminar, en la medida de lo posible, las componentes de alta frecuencia del ruido blanco. En la segunda etapa se corrige el desalineamiento de la señal. Para ello, se estima previamente el desalineamiento presente en la señal utilizando la información que proporciona la correlación entre MUPs de posiciones adyacentes. En la tercera etapa se detectan y corrigen los artefactos. Para detectar en qué posiciones espacio-temporales hay presencia de artefactos se utiliza la información que proporciona la segunda diferencia en la dimensión espacial, relacionada con las variaciones rápidas producidas por artefactos. La corrección de las partes de señal contaminadas con artefactos se realiza sustituyendo el valor de la señal por una interpolación de los valores de las trazas limpias adyacentes. La última etapa consiste en un filtrado paso-bajo en la dimensión espacial. Este filtrado servirá para eliminar gran parte del ruido blanco, además de reducir el nivel de cualquier otro ruido residual que esté presente en la señal de scanning.

Los experimentos realizados demuestran que el nuevo procesado elimina el desalineamiento, tiene una mayor capacidad para reducir el ruido blanco y elimina los artefactos sin necesidad de utilizar un filtrado de mediana. Debido a esto último, este nuevo método evita el recorte los picos de la señal de scanning, tan nocivo de cara a la extracción de información fisiológica de la unidad motora a partir de la señal. Si bien es cierto que el filtrado paso-bajo en el dominio espacial también podría añadir cierta distorsión a la señal, se comprueba en la práctica que no existe distorsión significativa si se elige cuidadosamente el tipo de filtro paso-bajo. Por lo tanto, el nuevo método de procesado supera las limitaciones principales del método de procesado antiguo.

Como se presenta en los resultados, a costa de una mayor complejidad computacional, asumible en todo caso por el hardware actual, el nuevo algoritmo alcanza una SNR de 23.69 ± 0.93 dB respecto de los 19.07 ± 0.95 dB del método clásico en condiciones normales de registro, una SNR de 21.76 ± 0.96 dB respecto de los 18.35 ± 0.97 dB del método clásico en condiciones de registro de altos niveles de ruido de artefactos, y una SNR de 19.4 ± 1.3 dB respecto de los 13.8 ± 1.36 dB del método clásico en condiciones de registro de altos niveles de desalineamiento. Además reduce la reducción de los valores de los picos de la señal del -4.43 % del procesado clásico a sólo -0.64 % del procesado propuesto en el nuevo método en condiciones normales de registro, del -4.1 % del procesado clásico a -1.19 % del nuevo procesado en condiciones de registro de altos niveles de ruido de artefactos, y del -7.21 % del procesado clásico a sólo -0.96 % del nuevo procesado en condiciones de registro de altos niveles de desalineamiento.

1.5. Notación

Se presentan a continuación los criterios de notación que se emplean en la memoria de este proyecto para la formulación matemática de los distintos bloques de procesamiento propuestos.

Las señales de una única variable seguirán la siguiente notación:

$$S(z) = [s_1 \dots s_z \dots s_Z] \quad (1)$$

donde $z \in \{1, \dots, Z\}$ y $S(z)$ es una señal unidimensional genérica.

En cuanto a las señales bidimensionales:

$$S(z, p) = [s_1(p) \dots s_z(p) \dots s_Z(p)] = \begin{bmatrix} s^1(z) \\ \vdots \\ s^p(z) \\ \vdots \\ s^P(z) \end{bmatrix}$$

donde

$$s_z(p) = \begin{bmatrix} s_z^1 \\ \vdots \\ s_z^p \\ \vdots \\ s_z^P \end{bmatrix}$$

$$s^p(z) = [s_1^p \dots s_z^p \dots s_Z^p] \quad (2)$$

con $z = \{1, \dots, Z\}$ y $p = \{1, \dots, P\}$. Nótese que $s_z(p)$ es un vector columna, $s^p(z)$ es un vector fila y $S(z, p)$ es una señal bidimensional genérica.

En particular, las señales de scanning serán representadas por la variable:

$$X(k, n) = [x_1(n) \dots x_k(n) \dots x_K(n)] \quad (3)$$

donde $X(k, n)$ es la señal de scanning, $k \in \{1 \dots K\}$ es la dimension espacial de la señal (se entiende que se ha registrado la señal de scanning en K posiciones espaciales distintas), y $n \in \{1 \dots N\}$ la dimensión temporal (se entiende que cada registro de scanning tiene una longitud de N muestras). Cada registro de la señal de scanning correspondiente con una posición espacial k concreta y correspondiente a un MUP convencional será, pues, denotado como $x_k(n)$.

Durante la descripción del algoritmo de procesamiento será necesario considerar desplazamientos temporales de un número de muestras no entero [5]. Así pues, llamamos desplazamiento temporal a una secuencia que almacena los valores de desplazamiento temporal a aplicar en cada uno de los puntos de registro, esto es:

$$D(k) = [D_1 \dots D_k \dots D_K], \text{ con } D_k \in \mathbb{R}. \quad (4)$$

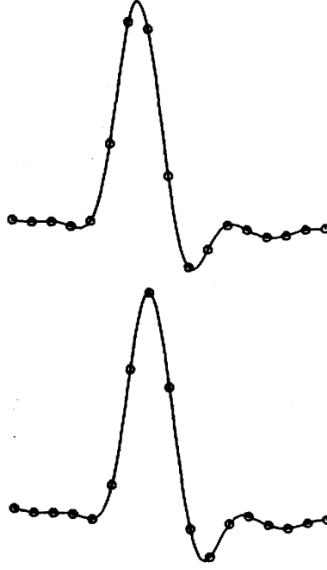


Fig. 3. En la figura vemos dos señales, cada una de ellas resultado de muestrear en diferentes instantes de muestro la misma señal tiempo-continuo. (extraído de [5]).

El resultado de aplicar a una señal $X(k, n)$ un desplazamiento temporal $D(k)$ es el siguiente:

$$X(k, n)_{D(k)} = [x_1(n)_{D_1} \dots x_k(n)_{D_k} \dots x_K(n)_{D_K}] \quad (5)$$

donde, para aplicar en cada posición k el desplazamiento en muestras correspondiente, lo que se hace es remuestrear la versión tiempo-continuo subyacente de la señal $x_k(n)$ (Fig. 3):

$$x_k(n)_{D_k} = \frac{1}{N} \sum_{l=-N/2+1}^{N/2-1} F_k([l]_N) e^{j2\pi l D_k / N} \quad (6)$$

donde $[l]_N = l \pmod{N}$, y $F_k(\cdot)$ es la transformada discreta de Fourier de la señal $x_k(n)$:

$$F_k(l) = \sum_{n=1}^N x_k(n) e^{-j2\pi l n / N} \quad (7)$$

Cabe señalar que los desplazamientos temporales aplicados tienen la propiedad de ser circulares. Es decir, que las muestras que debido al desplazamiento salen fuera de uno de los extremos del registro que contiene la señal, entran por el otro extremo del registro.

Otro aspecto importante a considerar durante la descripción del algoritmo de procesado es la necesidad de recortar la señal de scanning dentro de ciertos límites a especificar. Dada una señal de scanning $X(k, n)$ con, $k \in \{1 \dots K\}$ y $n \in \{1 \dots N\}$, la señal de scanning $X_R(k, n)$, resultado de aplicar a la anterior un recorte de R_k muestras en la dimensión espacial, y R_n muestras en la dimensión temporal, se define como:

$$X_R(k, n) = X(k + R_k, n + R_n), \text{ con } k \in \{1 \dots K - 2R_k\} \text{ y } n \in \{1 \dots N - 2R_n\} \quad (8)$$

Por simplicidad, cada vez que se aplique un recorte a una señal de scanning, seguiremos denotando a esta como $X(k, n)$, en vez de $X_R(k, n)$.

2.Etapas del algoritmo

A continuación se detalla el funcionamiento de las cuatro etapas del algoritmo de procesamiento de señales de scanning-EMG propuesto (Fig. 4). La señal de entrada del algoritmo, $X_{scann}(k, n)$ es una señal obtenida en bruto mediante el proceso de registro de señales de scanning-EMG, donde $k \in \{1 \dots K\}$ es la dimension espacial de la señal, y $n \in \{1 \dots N\}$ la dimensión temporal. A la señal de salida del algoritmo, la llamaremos $\hat{X}_{MUP}^{new}(k, n)$.

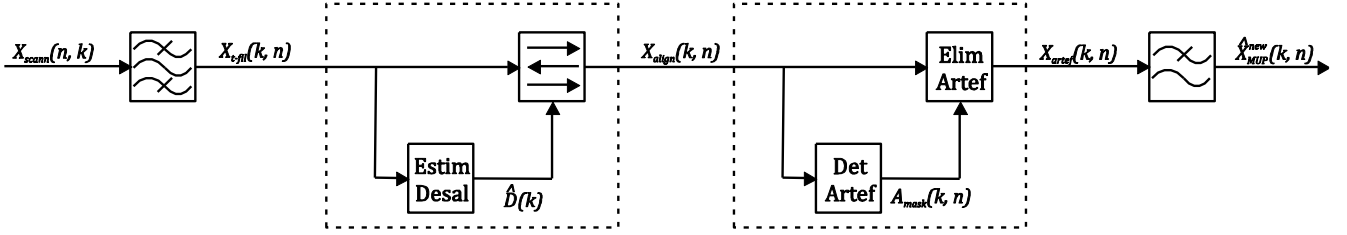


Fig 4. Diagrama de bloques del nuevo algoritmo de procesamiento. La señal de entrada es la señal de scanning en bruto $X_{scann}(k, n)$, a la cual se le aplica un filtrado paso-banda en la dimensión temporal, obteniéndose la señal $X_{t-fil}(k, n)$. Ésta se utiliza para calcular la estimación del desalineamiento $\hat{D}(k)$, que a su vez se utiliza para realinear la señal de scanning, con lo que se obtiene $X_{align}(k, n)$. Esta señal es utilizada para calcular la máscara de detección de artefactos $A_{mask}(k, n)$, que permite realizar la corrección de artefactos, obteniéndose $X_{artef}(k, n)$. Por último, se aplica a la señal de scanning un filtro paso-bajo en la dimensión espacial, con lo que se obtiene la señal de scanning procesada $\hat{X}_{MUP}^{new}(k, n)$.

2.1. Filtrado en el dominio temporal

Esta primera etapa tiene como objetivo eliminar las fluctuaciones de la línea de base, además de reducir el nivel de ruido blanco en la medida de lo posible. Para ello se aplica a la señal $X_{scann}(k, n)$ un filtrado paso banda en la dimensión temporal:

$$X_{t-fil}(k, n) = X_{scann}(k, n) * h_{BPF}(n) \quad (9)$$

Donde $h_{BPF}(n)$ es la respuesta impulsional del filtro y $X_{t-fil}(k, n)$ es la señal resultante del filtrado. En general, este filtro debe de ser de tipo paso banda ya que es necesario eliminar tanto las bajas frecuencias, generalmente relacionadas con fluctuaciones en la línea de base, como las altas frecuencias asociadas al ruido blanco presente en la señal de scanning. La banda de paso del filtro dependerá de las características espectrales de las señales de scanning y por lo tanto de las condiciones de registro, es decir, de la frecuencia de muestreo, tipo de aguja etc. Cuanto menos restrictivos seamos en la elección de la banda de paso del filtro, menor será la efectividad del filtrado en la eliminación del ruido blanco y de la línea de base. Sin embargo, es necesario que el filtrado distorsione lo mínimo posible las componentes frecuenciales de la señal para que la forma de onda de la señal no se vea alterada. Cabe señalar que es más prioritario no distorsionar significativamente la señal que eliminar una gran cantidad de ruido y fluctuaciones de la línea de base. Esto es debido a que en la última etapa del procesamiento, mediante el filtrado en el dominio espacial, se reducirá aún más la energía de estos dos tipos de ruido. Dado que las señales de scanning no suelen presentar componentes frecuenciales significativas por encima de 4 o 5 KHz ni tampoco componente continua, un filtro paso-banda que elimine únicamente la componente en DC y las frecuencias superiores a 5 KHz podría ser una buena elección.

En este proyecto se ha trabajado con señales de scanning-EMG simuladas obtenidas a partir de un modelo con objeto de poder evaluar la efectividad del nuevo algoritmo de procesamiento en un entorno controlado. En las simulaciones realizadas, la frecuencia de muestreo escogida es de 10 KHz. Si además la frecuencia de corte del filtro es de 5 KHz, entonces el filtro elegido debe ser un filtro paso alto en lugar de uno paso banda, que

únicamente elimine la componente continua, que es la única componente frecuencial que podemos eliminar sin distorsionar la forma de onda de la señal.

A modo de ejemplo, en la Fig. 5 podemos ver el resultado de aplicar el filtrado temporal en una señal de scanning-EMG generada a partir del modelo de simulación. El ruido generado por las fluctuaciones de la línea de base varía lentamente con respecto al tiempo, y es independiente para cada posición del electrodo (la explicación a este comportamiento se dará en el apartado de modelado del ruido de línea de base, apartado 3.3.4), por lo tanto, se corresponde en la figura con la aparición de varias líneas verticales de diferente amplitud (Fig. 5 (a)). Vemos que estas líneas verticales se han reducido considerablemente tras el filtrado (Fig. 5 (b)), lo que quiere decir que se ha eliminado gran parte del ruido de línea de base que existía en la señal de scanning.

2.2. Corrección del desalineamiento

La segunda etapa del procesado tiene como objetivo corregir el desalineamiento presente en la señal de scanning. Para ello primero se estima cual es el desalineamiento que ha sufrido la señal, y después se revierte dicho desalineamiento aplicando a cada registro asociado a cada posición espacial el desplazamiento temporal inverso.

Llamaremos $\hat{D}(k)$ al desalineamiento de la señal estimado. Así pues, para cada posición espacial de registro k , $\hat{D}(k)$ indica el número de muestras que se estima que se ha desalineado la señal de scanning en el dominio temporal. Cabe señalar que este número de muestras puede no ser entero. Para corregir el desalineamiento, lo que se hace es aplicar a la señal de scanning un desplazamiento temporal igual al estimado, pero de signo opuesto.

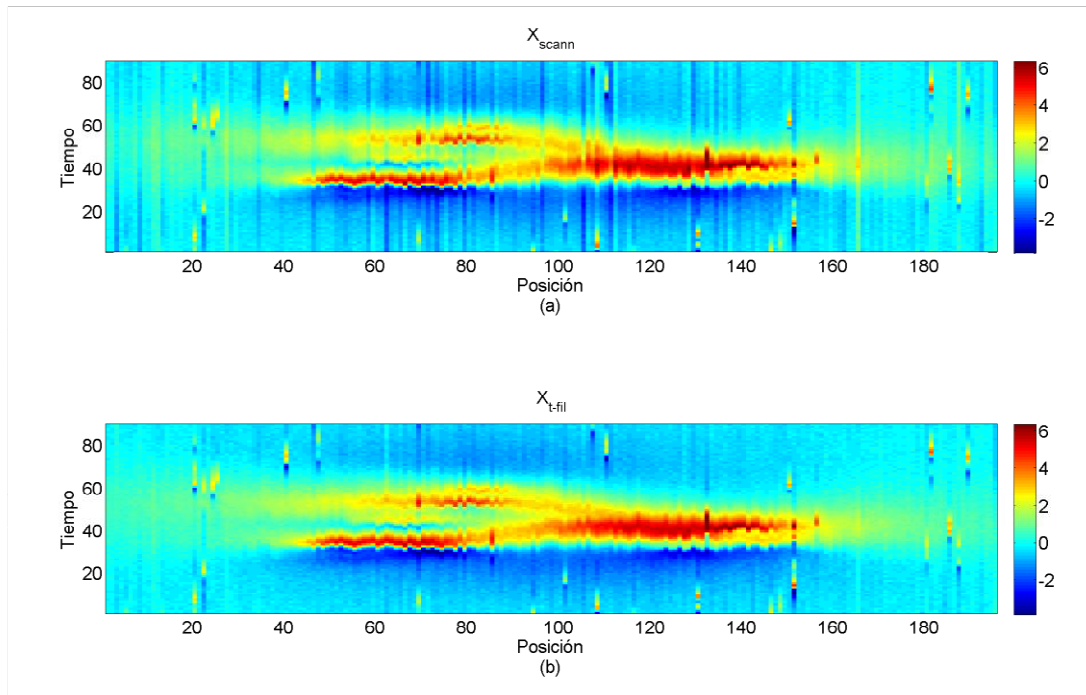


Fig. 5. (a) Señal de scanning en bruto: $X_{scann}(k, n)$ (b) Señal de scanning tras el filtrado en la dimensión temporal: $X_{t-fil}(k, n)$

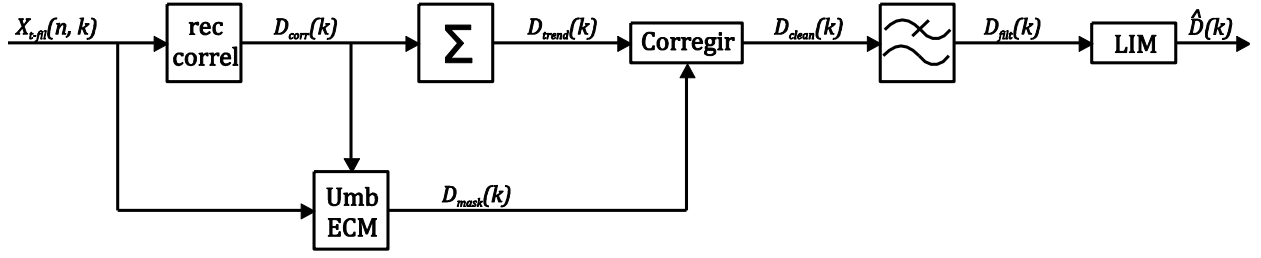


Fig 6. Diagrama de bloques de la estimación del desalineamiento. En primer lugar, a partir de la señal de scanning $X_{t-fil}(k, n)$ se calculan los valores del desplazamiento temporal al máximo de correlación $D_{corr}(k)$. Después se halla la suma acumulada de estos valores $D_{trend}(k)$, los cuales son corregidos utilizando $D_{mask}(k)$, con lo que se obtiene la señal $D_{clean}(k)$. Tras esto, se aplica a dicha señal un filtro paso alto, obteniéndose la señal $D_{filt}(k)$. Esta señal se corrige limitando sus valores a un cierto rango, dando como resultado la estimación del desalineamiento $\hat{D}(k)$. La señal $D_{mask}(k)$ se calcula estableciendo un umbral de ECM aplicado para cada posición de la señal de scanning $X_{t-fil}(k, n)$.

$$X_{align}(k, n) = X_{t-fil}(k, n) - \hat{D}(k) \quad (10)$$

Sin embargo antes de aplicar la corrección, es necesario estimar el desalineamiento existente en la señal de scanning. Para ello se utilizará la información que proporciona la correlación entre cada par de MUPs de la señal de scanning dados en posiciones adyacentes. Concretamente interesa saber cuál es el valor que hay que aplicar a cada MUP para que la correlación entre MUPs adyacentes sea máxima. Como veremos, las variaciones bruscas de estos desplazamientos estarán relacionadas con el desalineamiento de la señal.

La estimación del desalineamiento $\hat{D}(k)$ se realiza mediante el siguiente procedimiento (Fig 6). En primer lugar, se calcula para cada posición k , cuántas muestras hay que desplazar la señal $x_{t-fil_k}(n)$ para que se dé el máximo de correlación con $x_{t-fil_{k-1}}(n)$. El resultado de este cálculo es $D_{corr}(k)$, donde

$$D_{corr}(k) = D_p \quad \text{tq} \quad p \in \mathbb{R} \quad \text{y} \quad R(D_p) \geq R(D_r) \quad \forall r \in \mathbb{R} \quad (11)$$

y:

$$R(D_p) = \sum_{n_{f2}}^{n_{l2}} x_{t-fil_k}(n) \cdot x_{t-fil_{k-1}}(n)_{D_p} \quad (12)$$

La búsqueda del máximo de correlación entre $x_{no\ baseline_k}(n)$ y $x_{no\ baseline_{k-1}}(n)$ debe de realizarse preferentemente en un rango de muestras relativamente pequeño, ya que, tal y como justificaremos en la descripción del modelado del desalineamiento, podemos suponer que el desalineamiento existente entre dos registros de la señal de scanning es de unas pocas muestras (de 2 o 3 muestras como máximo). Si el máximo de correlación se diera para un desplazamiento en muestras grande, es muy probable que lo que se estén alineando sean ruido o artefactos presentes en las señales, en lugar de los MUPs en estudio en sí. Un algoritmo que busque el máximo de correlación en un entorno local es lo más idóneo para este propósito. Por lo tanto para calcular $D_{corr}(k)$ se utiliza el algoritmo propuesto por McGill [5] que utiliza el método de Newton para maximizar la correlación.

La señal de scanning que se registra tiene una duración arbitraria, que en general es mucho mayor que el intervalo temporal en el cual está presente realmente el MUP de la unidad motora que se está registrando. Por lo tanto el cálculo de la correlación entre $x_{t-fil_k}(n)$ y $x_{t-fil_{k-1}}(n)_{D_p}$ se realiza en un cierto intervalo temporal $[n_{f2}, n_{l2}]$ que contiene únicamente el tramo en el que el MUP está presente. Al no tener en cuenta en el cálculo de la correlación tramos temporales fuera de los límites de duración del MUP, se evita que los artefactos y el ruido de presentes en dichos tramos interfieran. De esta forma se reduce significativamente la probabilidad de que el máximo de correlación entre dos MUPs adyacentes se dé cuando se alinean artefactos, en lugar de cuando se alinean los dos MUPs de la misma unidad motora (Fig. 7).

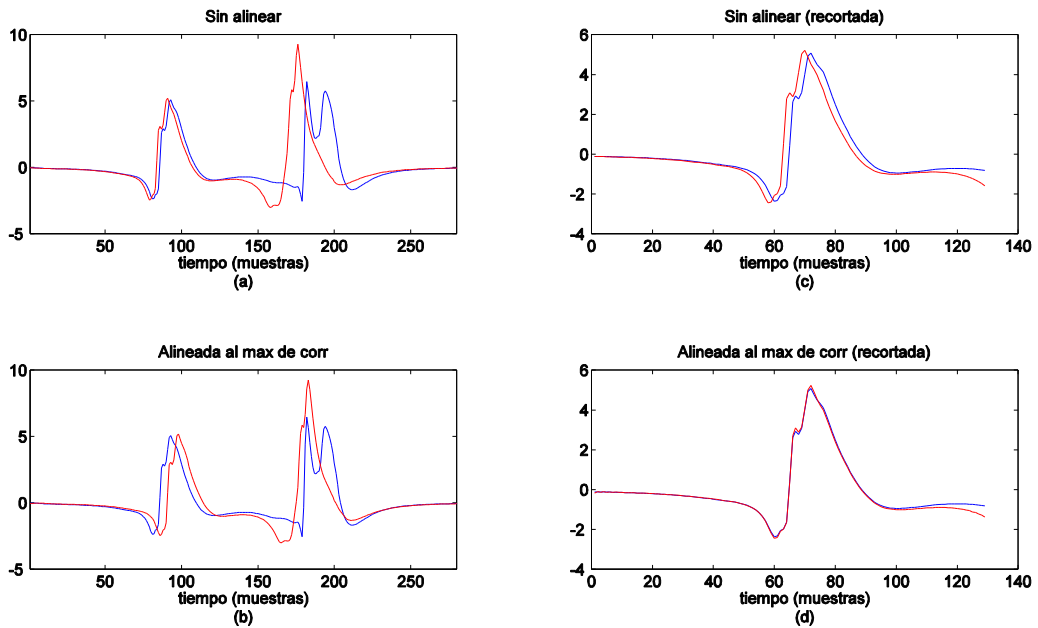


Fig. 7. Ejemplo de alineamiento al máximo de correlación de dos registros adyacentes para una señal de scanning simulada. Los registros presentan artefactos fuera de la duración de los MUPs. Caso 1, no se ha aplicado ningún recorte: (a) y (c), registros sin alinear y alineados al máximo de correlación respectivamente. Caso 2, los registros se han recortado a la duración del MUP eliminando para ambas trazas la zona contaminada por artefactos: (b) y (d), registros sin alinear y alineados al máximo de correlación respectivamente. Entre los dos registros sin alinear existe un desalineamiento de dos muestras. En todos los casos, se representa en azul el registro en la posición $k - 1$, y en rojo el registro en la posición k . La presencia de artefactos hace que cuando no se recortan los registros, el máximo de correlación no se produce cuando los MUPs se alinean. Si por el contrario se recortan los registros a la duración del MUP, desaparece el efecto de los artefactos, y entonces el máximo de correlación sí se produce cuando los dos MUPs se alinean.

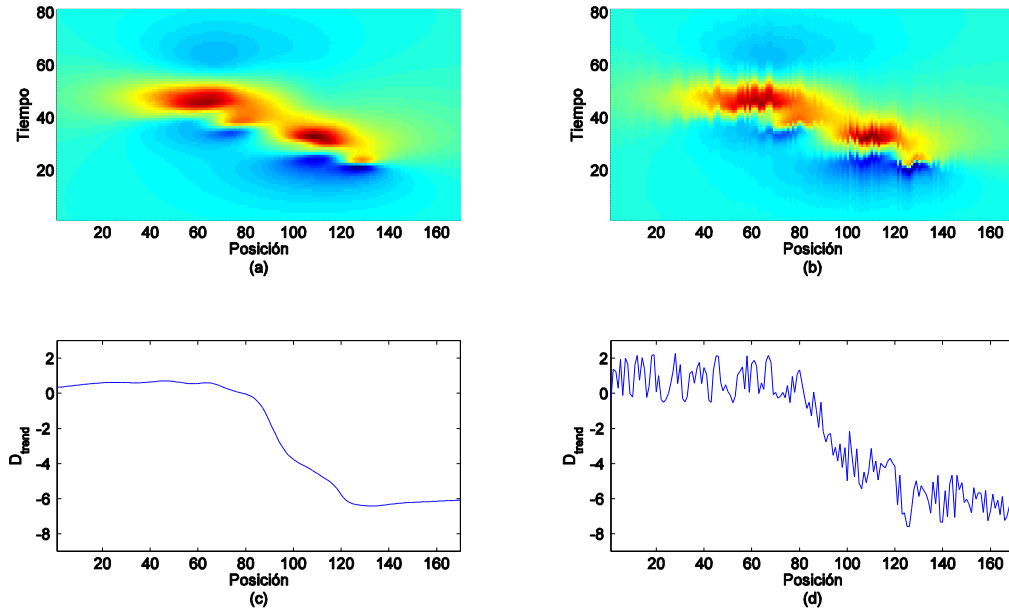


Fig. 8. Ejemplo de señal tendencia calculada para una cierta señal de scanning. (a) Señal de scanning fisiológica (b) La misma señal de scanning, en este caso en presencia de desalineamiento. (c) Señal tendencia calculada para la señal de scanning fisiológica. (d) Señal tendencia calculada para la señal de scanning desalineada. La señal tendencia calculada presenta variaciones suaves cuando no existe desalineamiento, las cuales son debidas a la forma de onda de la señal de scanning fisiológica. La señal tendencia calculada para la señal de scanning desalineada, además de dichas variaciones lentas presenta superpuesta una señal de variaciones más bruscas, asociada al desalineamiento de la señal de scanning.

El cálculo de los límites para el cálculo del alineamiento n_{f2} y n_{l2} se describe a continuación:

$$\begin{aligned} n_{f2} &= n_{f1} - u_2(n_{l1} - n_{f1}) \\ n_{l2} &= n_{l1} + u_2(n_{l1} - n_{f1}) \end{aligned} \quad (13)$$

donde:

$$\begin{aligned} n_{f1} &= \min(n_i \text{ tq } Sum_X(n_i) > u_1 \max(Sum_X)) \\ n_{l1} &= \max(n_i \text{ tq } Sum_X(n_i) > u_1 \max(Sum_X)) \end{aligned} \quad (14)$$

con $n_i \in \{1 \dots N\}$ y:

$$Sum_X(n) = \sum_{k=1}^K |x_{t-fil_k}(n)|^2 \quad (15)$$

y donde u_1 y u_2 son parámetros de diseño del algoritmo relacionados con cuál es el intervalo temporal en el que se considera que están presentes los MUPs.

El segundo paso para el cálculo de $\hat{D}(k)$ es obtener lo que se ha denominado tendencia del alineamiento de la señal $D_{trend}(k)$, que es la suma acumulada de $D_{corr}(k)$:

$$D_{trend}(k) = D_{corr}(k) * u(k) \quad (16)$$

donde $u(k)$ la función escalón unitario.

La señal tendencia da idea de las variaciones temporales que se dan en la señal de scanning conforme se avanza en la dimensión espacial k . Podemos asumir que la señal tendencia tiene dos contribuciones principales. La primera son las variaciones temporales asociadas a la señal de scanning fisiológica, y la segunda es el desalineamiento que se ha introducido en la señal durante el registro. Es de esperar que las variaciones temporales asociadas a la señal fisiológica sean lentas, mientras que las variaciones debidas al desalineamiento de registro, que es el que se desea corregir, sean más rápidas (Fig. 8). Por lo tanto mediante la utilización de un filtro paso alto podemos eliminar las variaciones asociadas a la señal fisiológica y quedarnos únicamente con el desalineamiento.

Sin embargo la señal tendencia puede presentar valores falsos que es necesario corregir en la medida de lo posible antes de estimar el desalineamiento. La existencia de valores falsos es causada por la presencia de artefactos superpuestos en la zona de señal. Cuando hay artefactos superpuestos, el máximo de correlación ya no se tiene por qué dar cuando las señales se alinean (Fig. 9), lo que provoca errores en el cálculo de la señal $D_{corr}(k)$, que se traducen en errores en la señal $D_{trend}(k)$ para aquellas posiciones en las que existen artefactos contaminando la zona de señal.

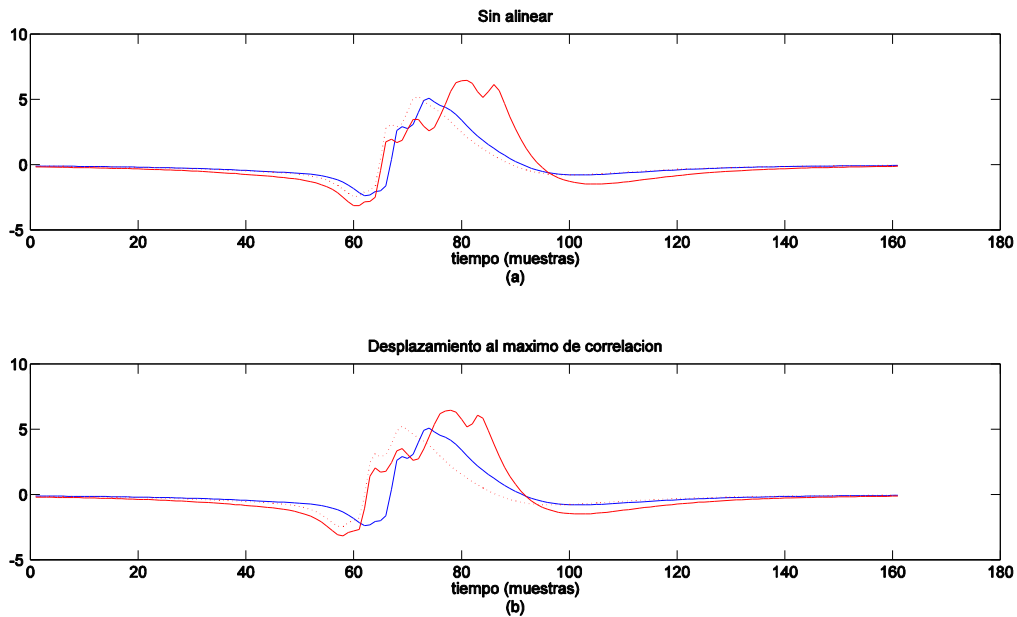


Fig. 9. Ejemplo de alineamiento al máximo de correlación de dos registros adyacentes para una señal de scanning simulada. (a) Registros sin alinear, (b) registros alineados al máximo de correlación. Entre los dos registros sin alinear existe un desalineamiento de dos muestras. se representa en azul el registro en la posición $k - 1$, y en rojo el registro en la posición k , en el cual existe un artefacto superpuesto con el MUP. En rojo discontinuo, se representa únicamente la contribución del MUP en la posición k . El artefacto provoca que el máximo de correlación no se produzca cuando los MUPs se alinean.

Mediante el algoritmo propuesto es posible detectar estos errores. Cuando la diferencia entre una traza (entendiendo por traza un registro $x_k(n)$ obtenido en una posición espacial concreta) y la anterior, y también entre esa misma traza y la siguiente sea demasiado grande, entenderemos que la traza está contaminada con un artefacto. Para cuantificar las diferencias entre dos trazas se utiliza el error cuadrático medio (ECM) desplazado al máximo de correlación. Matemáticamente podemos definir, $D_{mask}(k)$ como una máscara de detección de las posiciones en las que hay artefactos contaminando la zona de señal:

$$D_{mask}(k) = [D_{mask_1} \dots, D_{mask_k} \dots D_{mask_K}] \quad (17)$$

con:

$$D_{mask}(k) = \begin{cases} 1 & \text{si } (ECM(k) > U_A \wedge ECM(k+1) > U_A) \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (18)$$

donde el parámetro de diseño U_A es el umbral a partir del cual se asume que hay presencia de artefacto y:

$$ECM(k) = \sum_{n=n_{f1}}^{n_{l1}} \frac{(x_{t-fil_{k-1}}(n) - x_{t-fil_k}(n)_{D_{corr}(k)})^2}{n_{l1} - n_{f1}} \quad (19)$$

Por lo tanto, en las posiciones en las que $D_{mask}(k)$ valga 1 se asumirá que ha habido fallo en el cálculo de $D_{trend}(k)$. En aquellos puntos en los que haya habido error debido a un artefacto, en principio no sabemos cuánto debería valer la tendencia pero sí que podemos corregir el error parcialmente. En la solución propuesta, los valores erróneos se sustituyen por valores de tendencia interpolados a partir de los valores que toma la tendencia en posiciones adyacentes no contaminadas. El proceso es el siguiente:

Llamaremos $D_{clean}(k)$ a la señal tendencia corregida, donde:

$$D_{clean}(k) = \begin{cases} D_{trend}(k) & \text{si } D_{mask}(k) = 0 \\ \hat{D}_{trend}(k) & \text{si } D_{mask}(k) = 1 \end{cases} \quad (20)$$

donde:

$$\hat{D}_{trend}(k) = \frac{[D_{trend}(k)(1 - D_{mask}(k))] * h_{MA, N_d}(k)}{N_d D_{mask}(k) * h_{MA, N_d}(k)} \quad (21)$$

donde $h_{MA, N_d}(k)$ es la respuesta impulsional de un filtro de media móvil de orden N_d . Siendo N_d un parámetro de diseño del algoritmo.

Como acabamos de mencionar, el valor $\hat{D}_{trend}(k)$ calculado es una estimación. Por lo tanto este valor podría ser erróneo. Debido a la presencia de artefactos, realmente no se sabe cuál es el instante temporal en el que se da el máximo de correlación en la posición k . Así pues se prevé que habrá casos en los que la corrección provoque una mejora en la calidad con la que se estima el desalineamiento, y otros en los que la calidad de la estimación empeore. En las posiciones k en las que se ha detectado contaminación por artefacto, $\hat{D}_{trend}(k)$ es un valor más probable que $D_{trend}(k)$ como estimación de la tendencia real de la señal (tendencia que se obtendría si no hubiera artefactos de por medio). Por lo tanto

desde un punto de vista estadístico la corrección debería mejorar la calidad de la estimación del desalineamiento.

Una vez corregida la señal tendencia, el siguiente paso en la estimación del desalineamiento consiste en realizar un filtrado paso alto de la tendencia $D_{clean}(k)$:

$$D_{filt}(k) = D_{clean}(k) * [\delta(k) - h_{MA, N_d}(k)] \quad (22)$$

donde $\delta(k)$ es la función delta de Dirac y $h_{MA, N_d}(k)$ es la respuesta impulsional de un filtro de media móvil de orden N_d . El último paso para obtener $\hat{D}(k)$ es corregir aquellos valores de $D_{filt}(k)$ que exceden de un cierto rango, ya que se considerará que son debidos a errores producidos por artefactos:

$$\hat{D}(k) = \begin{cases} D_{filt}(k) & \text{si } D_{filt}(k) \in \left[-\frac{d}{2}, \frac{d}{2}\right] \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (23)$$

donde d es un parámetros de diseño que identifica el rango de valores del desalineamiento en unidades de muestras en el que la estimación se considera correcta.

De esta forma, obtenemos la estimación del desalineamiento $\hat{D}(k)$. Una vez estimado el desalineamiento, ya podemos aplicar a la señal de scanning el desplazamiento temporal adecuado que lo corrija y así obtener la versión de la señal original realineada, $X_{align}(k, n)$.

Hay que tener en cuenta que después de cada del procesado de la señal de scanning, puede ser conveniente eliminar una cierta cantidad de muestras en los extremos de la señal para evitar algunos efectos de borde indeseados. Así ocurre en la etapa de corrección del desalineamiento, donde existe un efecto de borde provocado por la aplicación del desplazamiento temporal. Esto es debido a que los desplazamientos aplicados son de tipo circular, por lo que las muestras que se desplazan fuera de uno de los límites de la señal de scanning aparecen por el otro límite. Estas muestras deben de ser eliminadas, así pues, dado que el máximo desplazamiento temporal que se le puede aplicar a cada registro de la señal de scanning es $d/2$, será este valor el mínimo número de muestras a recortar en cada uno de los extremos temporales de la señal realineada.

En esta etapa de corrección del desalineamiento se utilizan una serie de parámetros de diseño que pueden ser modificados. Por ello es necesario entender cuál es la relación de estos parámetros con el funcionamiento del mismo.

El parámetro N_d es el orden del filtro de media móvil. Idealmente, un filtrado adecuado de $D_{clean}(k)$ daría como resultado el desalineamiento original de la señal, al eliminar las variaciones lentas asociadas a la señal fisiológica. Sin embargo en la práctica si el valor de N_d es pequeño las variaciones asociadas a la señal fisiológica se eliminarán, pero también lo harán las componentes de baja frecuencia que pudieran existir en la señal de desalineamiento, dando lugar a una estimación del desalinemiento incorrecta. Si por el contrario el valor de N_d es grande, el desalineamiento no se verá distorsionado por la eliminación de bajas frecuencias, sin embargo las variaciones asociadas a la señal fisiológica no habrán sido filtradas completamente, por lo que obtendremos de nuevo una estimación del desalineamiento incorrecta.

Los parámetros u_1 y u_2 están relacionados con cuánto se recorta la señal en el dominio temporal para calcular la correlación entre dos MUPs adyacentes. Si la señal se recorta poco, la probabilidad de que haya artefactos interfiriendo en el cálculo de la correlación entre dos trazas consecutivas, $x_{t-fil_k}(n)$ y $x_{t-fil_{k-1}}(n)$, aumentará. Por lo tanto, también aumentará la probabilidad de que el máximo de correlación se dé cuando se alineen los artefactos y no cuando se alinean las señales realmente, lo que provocará peores estimaciones del desalineamiento. Por otro lado, si la señal se recorta excesivamente, existirá un error en el cálculo del desplazamiento al máximo de correlación debido a que parte del MUP de la unidad motora se ha recortado, lo que también conlleva un mayor error en la estimación del desalineamiento.

El parámetro U_A es el umbral de valor de ECM a partir del cual se considera que hay un artefacto de por medio. Si este valor es excesivamente grande, los artefactos no serán detectados y la corrección de $D_{trend}(k)$ no se producirá. Si por el contrario el valor es demasiado pequeño, se detectarán artefactos cuando en realidad no los hay, lo que hará que $D_{trend}(k)$ se corrija cuando no debería.

El parámetro d establece cual es el rango de valores en el que se considera que la estimación del desalineamiento ha sido correcta. El valor de d debe de ser lo suficientemente grande como para no corregir valores de $\hat{D}(k)$ que son correctos, pero también lo suficientemente pequeño como para que los valores de $\hat{D}(k)$ erróneos debidos a artefactos sean corregidos.

A la hora de procesar las señales simuladas a partir del modelo de scanning-EMG, los parámetros escogidos han sido los siguientes: $u_1 = 0.2$, $u_2 = 0.5$, $U_A = 0.5$, $N_d = 11$ y $d = 8$.

En la Fig. 10 vemos el efecto de aplicar el algoritmo de alineamiento en la señal de ejemplo utilizada en la sección anterior (ver 2.1 Filtrado en el dominio temporal). Podemos apreciar a simple vista cómo el algoritmo realinea correctamente la señal de scanning. En la Fig. 10 (d) podemos corroborar este buen funcionamiento si observamos cómo el desalineamiento de la señal realineada (al que llamaremos desalineamiento final) toma en general valores cercanos a 0, claramente inferiores al desalineamiento de la señal sin alinear (desalineamiento inicial).

Sin embargo, observamos cómo en posiciones localizadas en los extremos, el desalineamiento final es grande, superior al desalineamiento inicial. Cabe señalar que para estas posiciones la señal tendencia (ver Fig. 10 (c)) proporciona valores erróneos. Estos errores en la tendencia son debidos a que la energía de la señal es muy baja en esas posiciones debido a que son posiciones del registro fuera del territorio de la unidad motora donde el MUP sometido a estudio tiene una amplitud despreciable. Por lo tanto, el máximo de correlación ya no se da cuando los MUPs se alinean, si no cuando lo hacen los artefactos o el ruido. Este mal realineamiento en posiciones en las que prácticamente no existe señal de interés no es especialmente crítico siempre y cuando el alineamiento sea bueno en aquellas posiciones en las que sí hay señal.

Podemos observar en la Fig. 10 (d) que existen posiciones aisladas dentro de la zona donde la energía de la señal es significativa, en las que el desalineamiento final es alto. Se trata de posiciones en las que hay un artefacto superpuesto con la señal (ver Fig. 10 (a) y (b)). Sin embargo, como veremos con posterioridad, estos desalineamientos no son especialmente graves, ya que su efecto se verá atenuado en la etapa de corrección de

artefactos, precisamente porque la presencia de artefactos forzar  la correcci n del valor de la se al en esas zonas.

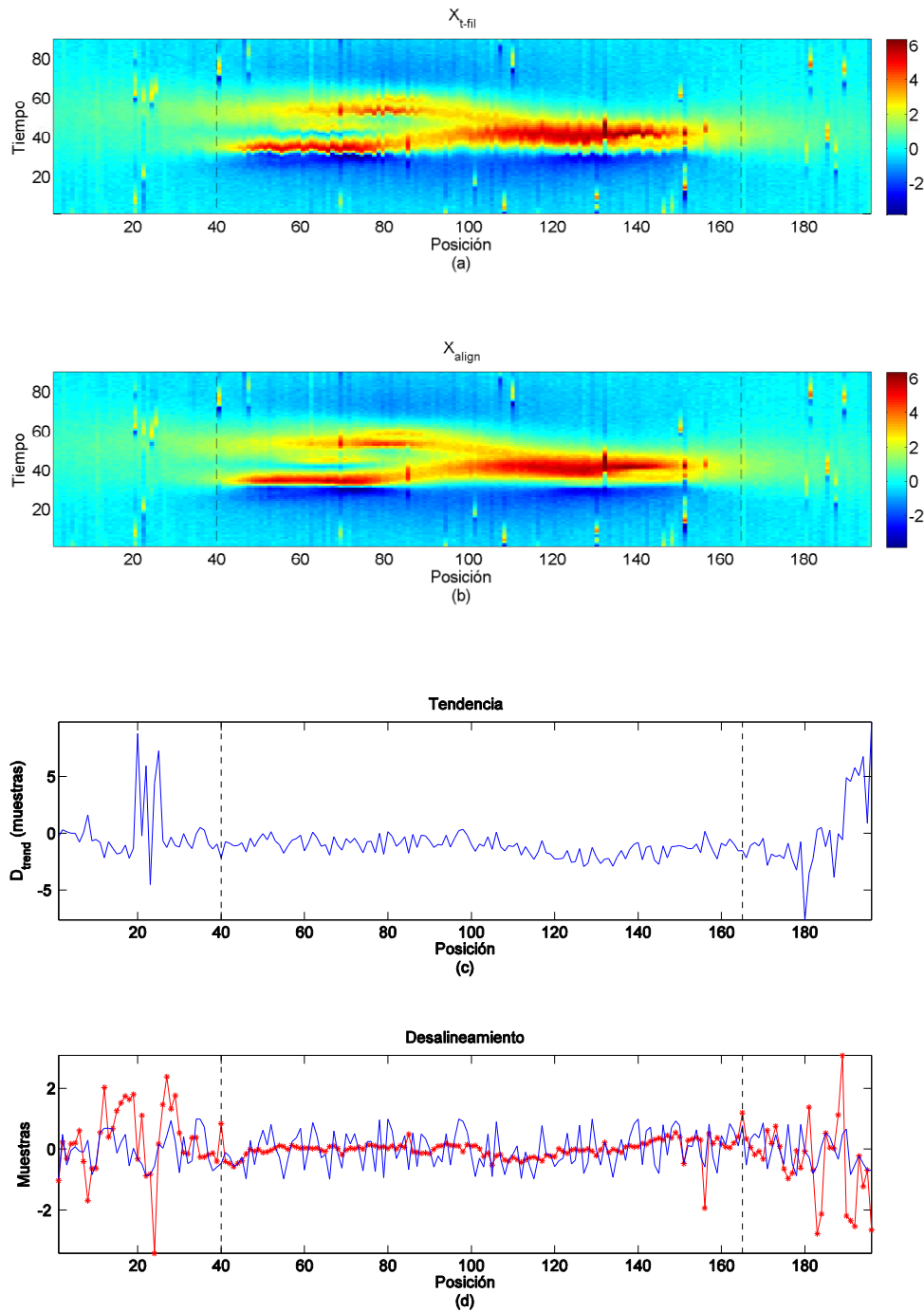


Fig. 10 (a) Se al de scanning sin alinear: $X_{t-tilde}(k, n)$ (b) Se al de scanning alineada: $X_{align}(k, n)$ (c) Se al tendencia del alineamiento: $D_{clean}(k)$, (d) En azul, desalineamiento de la se al sin alinear: $D(k)$. En rojo, error en la estimaci n del desalineamiento o equivalentemente desalineamiento de la se al realineada: $D(k) - \hat{D}(k)$. Las l neas verticales negras delimitan las zona de la se al de scanning donde est  presente el MUP de la unidad motora, de las zonas en las que no lo est .

2.3. Corrección de artefactos

En la tercera etapa del algoritmo de procesamiento se realiza la corrección de los artefactos. Para ello, primero se detecta en qué posiciones espacio-temporales hay presencia de artefactos. Después se utiliza esta información para realizar la corrección de las partes de señal contaminadas.

Llamaremos máscara de detección de artefactos $A_{mask}(k, n)$ a una señal bidimensional que toma el valor 0 en aquellas posiciones espacio-temporales (k, n) en las que no se ha detectado presencia de artefacto y que toma el valor 1 en las posiciones espacio-temporales en las que sí se ha detectado presencia de artefacto. La máscara de detección es la referencia que se utiliza para establecer en qué posiciones (k, n) hay que realizar la corrección. Llamaremos $X_{artef}(k, n)$ a la señal de scanning limpia de artefactos. En el cálculo de $X_{artef}(k, n)$ se sustituye el valor de la señal $X_{align}(k, n)$ por una interpolación lineal de los valores de las trazas limpias adyacentes en aquellas las posiciones (k, n) donde la máscara de detección vale 1:

$$X_{artef}(k, n) = \begin{cases} X_{align}(k, n) & \text{si } A_{mask}(k, n) = 0 \\ X_{align}(k_1, n) + (X_{align}(k_2, n) - X_{align}(k_1, n)) \frac{k - k_1}{k_2 - k_1} & \text{si } A_{mask}(k, n) = 1 \end{cases} \quad (24)$$

donde:

$$\begin{aligned} k_1 &= \max(k_i \text{ tq } k_i < k \text{ y } A_{mask}(k_i, n) = 0) \\ k_2 &= \min(k_i \text{ tq } k_i > k \text{ y } A_{mask}(k_i, n) = 0) \end{aligned} \quad (25)$$

Para poder corregir las posiciones de la señal de scanning contaminadas con artefactos, previamente es necesario calcular la máscara de detección $A_{mask}(k, n)$, es decir, antes de la corrección hay que detectar qué posiciones espacio-temporales de la señal de scanning han sido contaminadas con artefactos. Los artefactos generalmente aparecen dispersos de forma aleatoria debido a que no están sincronizados con el disparo de la unidad motora. Así pues, normalmente un artefacto aparece entre dos trazas limpias de señal. Teniendo en cuenta esto, podemos pensar que las posiciones espacio-temporales contaminadas por artefactos se correspondan con variaciones bruscas en la dimensión espacial del valor que toma la señal de scanning. Esto permite poder detectar los artefactos aprovechando la información que proporcionan los valores que toma la segunda diferencia en la dimensión espacial de la señal de scanning.

El cálculo de la máscara de detección $A_{mask}(k, n)$ se realiza mediante los siguientes pasos (Fig. 11). En primer lugar, tal y como se acaba de mencionar se calcula la segunda diferencia en la dimensión espacial de la señal de scanning $X_{align}(k, n)$, a la que denominaremos $X_{accel}(k, n)$:

$$X_{accel}(k, n) = X_{align}(k, n) * h_{accel}(k) \quad (26)$$

donde la operación de convolución se lleva a cabo en el dominio k , con:

$$h_{accel}(k) = \delta(k - 1) - 2\delta(k) + \delta(k + 1) \quad (27)$$

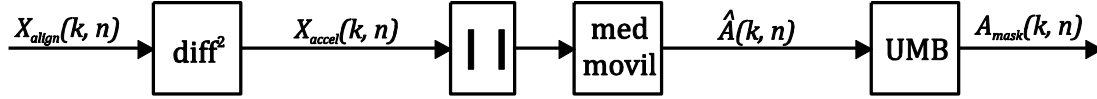


Fig. 11. Diagrama de bloques del cálculo de la máscara de detección de artefactos. Se parte de la señal de scanning $X_{align}(k, n)$, luego se aplica la segunda diferencia en la dimensión espacial, obteniéndose la señal $X_{accel}(k, n)$. Después se calcula el valor absoluto de esta señal, y se le aplica un filtro de media móvil, tras lo que se obtiene la señal $\hat{A}(k, n)$. Por último, mediante la aplicación de un umbral, se obtiene la máscara de detección de artefactos $A_{mask}(k, n)$.

Teniendo en cuenta que los artefactos se localizan en posiciones (k, n) en las que las variaciones de la señal de scanning en la dimensión espacial son bruscas, es de esperar que dichas posiciones estén asociadas a valores altos de la segunda diferencia en la dimensión espacial de $X_{align}(k, n)$. Por el contrario, en posiciones (k, n) no contaminadas por artefactos, las variaciones en la dimensión espacial se espera que sean mucho más suaves ya que están asociadas a la señal de scanning fisiológica. En consecuencia, en esas posiciones el valor de la segunda diferencia de $X_{align}(k, n)$ será bajo en comparación con el que se da en las zonas en las que sí hay artefactos. Así pues, $X_{accel}(k, n)$ proporciona una información muy valiosa sobre la localización de los artefactos en la señal de scanning.

Sabemos además, que un artefacto localizado en una posición espacial k contamina varias muestras consecutivas en el tiempo ya que la duración temporal del artefacto puede ser más o menos larga, pero se espera que tenga una duración similar a la de cualquier MUP. Por lo tanto, el artefacto localizado en k producirá que la segunda diferencia tome valores grandes para varias muestras consecutivas en la dimensión temporal. Podemos utilizar este comportamiento para acentuar la influencia de los artefactos y así poder detectarlos más fácilmente. Para ello calculamos en cada posición (k, n) el valor absoluto de la segunda diferencia (ya que interesa cuantificar únicamente las variaciones de la señal) y promediamos este valor utilizando una ventana temporal de N_a muestras. A este resultado lo denominamos $\hat{A}(k, n)$. Matemáticamente:

$$\hat{A}(k, n) = |X_{accel}(k, n)| * h_{MA, N_a}(n) \quad (28)$$

donde $h_{MA, N_a}(n)$ es la respuesta impulsional de un filtro de media móvil de orden N_a . El orden del filtro es un parámetro de diseño del algoritmo. Aplicando a $\hat{A}(k, n)$ un criterio de valor umbral, calculamos la máscara de detección de artefactos $A_{mask}(k, n)$. Matemáticamente se cumplirá que:

$$A_{mask}(k, n) = \begin{cases} 1 & \text{si } \begin{cases} \hat{A}(k-1, n) > Umb/2 \\ \hat{A}(k, n) > Umb \\ \hat{A}(k+1, n) > Umb/2 \end{cases} \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (29)$$

Se ha tomado este criterio porque un artefacto en la posición k , producirá que la segunda diferencia tenga un valor alto no solo en k , sino también en $k-1$ y en $k+1$. El parámetro Umb indica cual es el umbral a partir del cual se considerará que una posición espacio-temporal está contaminada por un artefacto. Una vez calculada la máscara de

detección de artefactos podemos realizar la corrección de los mismos para calcular $X_{artef}(k, n)$.

Después de realizar la corrección de los artefactos es aconsejable, al igual que ocurría tras la etapa anterior, recortar adecuadamente la señal de scanning. En la dimensión espacial se debe de eliminar al menos una muestra en cada extremo de la señal, debido a que el cálculo de la segunda derivada en la dimensión espacial, que es un paso previo a la detección de artefactos, no se realiza correctamente en esas posiciones. Esto es así porque para calcular el valor de la segunda derivada en una cierta posición es necesario de conocer los valores de la señal de scanning en las dos posiciones adyacentes, algo que no se cumple en los límites espaciales de la señal. También será necesario recortar los extremos temporales de la señal de scanning. Hay que tener en cuenta que los valores que toma la señal $\hat{A}(k, n)$ en los extremos temporales no son correctos debido a que su cálculo requiere de aplicar un filtrado de media móvil de orden N_a en la dimensión temporal. La correcta aplicación del filtro para un cierto tiempo, requiere conocer los valores que toma la señal de scanning dentro de una ventana de N_a muestras centrada en dicho tiempo, lo cual no se cumple en los límites temporales de la señal. Por lo tanto se deberán eliminar un mínimo de $(N_a - 1)/2$ muestras en ambos extremos de la señal de scanning $X_{artef}(k, n)$.

Al igual que en el algoritmo de corrección del desalineamiento, el algoritmo de corrección de artefactos conlleva la utilización de una serie de parámetros de diseño. Es necesario entender la relación del valor de estos parámetros con el funcionamiento del algoritmo.

El parámetro N_a es el orden del filtro de media móvil. Cuanto más pequeño sea este valor, mayor dificultad habrá para detectar las colas de los artefactos (ya que son las partes de los mismos con menor amplitud). Sin embargo, si este valor es demasiado grande perderemos precisión en la detección y la corrección se extenderá a zonas libres de artefactos, lo cual puede distorsionar ligeramente la señal de scanning.

El parámetro Umb es el valor umbral para decidir cuándo en una posición espacio-temporal existe un artefacto. Si escogemos un valor umbral demasiado grande, los artefactos no se detectarán correctamente y por lo tanto se quedarán sin corregir. Por el contrario si el valor es demasiado pequeño se producirán detecciones de artefactos falsos, lo que producirá que la señal de scanning se distorsione.

A la hora de procesar las señales generadas en simulación, los parámetros escogidos han sido los siguientes: $N_a = 13$ y $Umb = 0.5$

Vemos en la Fig. 12 el efecto de la corrección de artefactos en la señal de ejemplo que hemos utilizado también en las etapas anteriores del procesado. Podemos observar como la eliminación de artefactos funciona satisfactoriamente. En la Fig. 13 vemos las señales asociadas a las diferentes etapas del proceso de obtención de la máscara de detección de artefactos. Vemos cómo los artefactos se corresponden con valores altos de $X_{accel}(k, n)$ y de $\hat{A}(k, n)$. También vemos cómo se corresponden con las posiciones $[k, n]$ en las que $A_{mask}(k, n)$ vale 1.

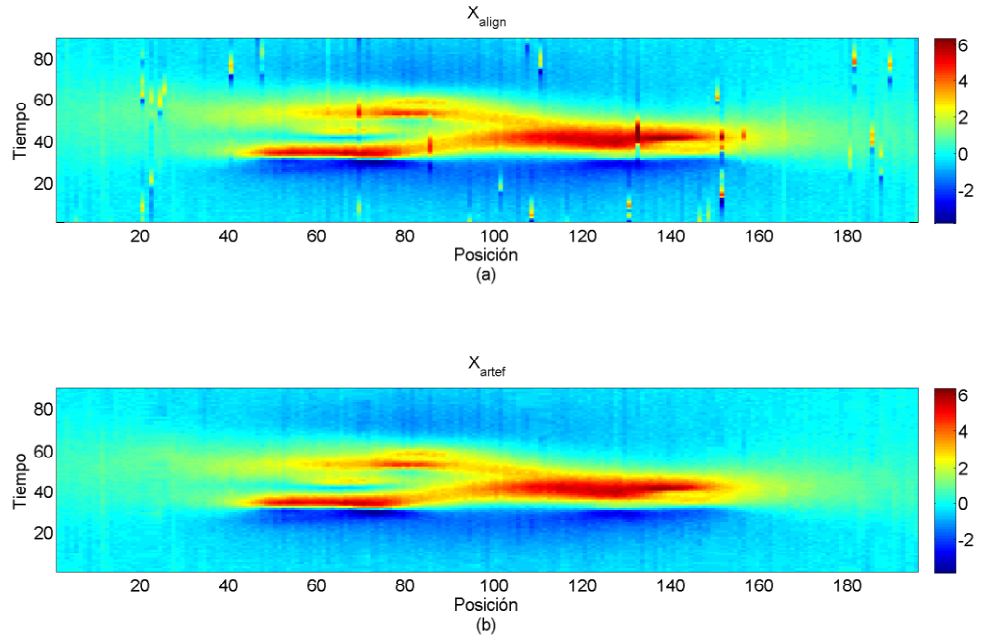


Fig. 12. (a) Señal de scanning antes de la eliminación de artefactos: $X_{align}(k, n)$ (b) Señal de scanning tras la eliminación de artefactos: $X_{artef}(k, n)$

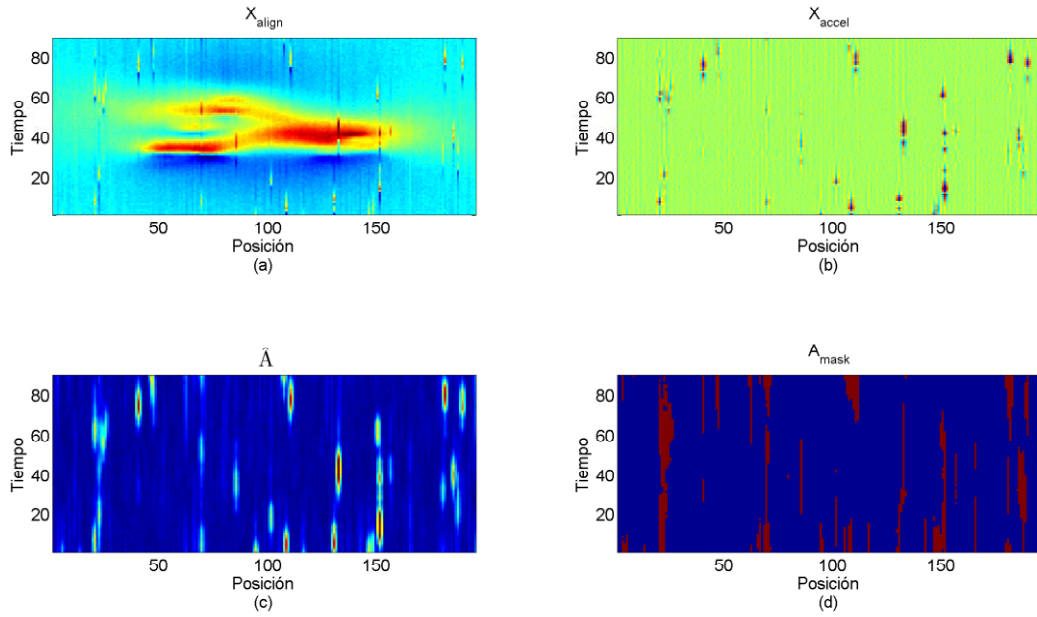


Fig. 13. (a) Señal de scanning antes de la eliminación de artefactos: $X_{align}(k, n)$ (b) Segunda diferencia de la señal de scanning: $X_{accel}(k, n)$ (c) Señal $\hat{A}(k, n)$ (d) Máscara de detección de artefactos: $A_{mask}(k, n)$

2.4. Filtrado en el dominio espacial

Esta última etapa del algoritmo de procesamiento tiene como objetivo eliminar gran parte del ruido blanco debido a la electrónica del registro que aún hay presente en la señal. Para ello se aplica un filtro paso bajo en la dimensión espacial. La señal resultante de este filtrado es la señal de scanning de salida del algoritmo de procesamiento:

$$\hat{X}_{MUP}^{new}(k, n) = X_{artef}(k, n) * h_{LPF}(k) \quad (30)$$

donde $h_{LPF}(n)$ es la respuesta impulsional del filtro. Este filtrado servirá también para eliminar o atenuar otras fuentes de ruido residuales que aún estén presentes en la señal de scanning, como por ejemplo fluctuaciones de la línea de base que no hayan sido del todo eliminadas mediante el filtrado en la dimensión temporal. Hay que tener en cuenta que el ruido de línea de base dado en una cierta posición está incorrelado con el de posiciones contiguas (el porqué, se justificará cuando se describa el modelado de la línea de base, apartado 3.3.4), lo que implica que se trata de un ruido que presenta variaciones bruscas en la dimensión espacial, razón por la cual un filtro paso bajo es efectivo eliminando este tipo de ruido.

El tipo de filtro a utilizar dependerá de la variabilidad en la dimensión espacial que presenten las señales de scanning, la cual está relacionada el tipo de aguja, con la distancia entre registros y con la morfología de la unidad motora sujeta a estudio. Lo idóneo es escoger la frecuencia de corte del filtro de tal forma que eliminemos la mayor cantidad de ruido posible sin distorsionar excesivamente la señal. A la hora de procesar las señales generadas en simulación mediante el modelo, el filtro escogido es un filtro paso-bajo ideal con frecuencia de corte normalizada igual a 0.13. En la Fig. 14 se muestra el resultado de aplicar el filtrado a la señal de scanning de ejemplo. Podemos observar cómo el ruido blanco y las pequeñas fluctuaciones de la línea de base prácticamente han desaparecido tras el filtrado.

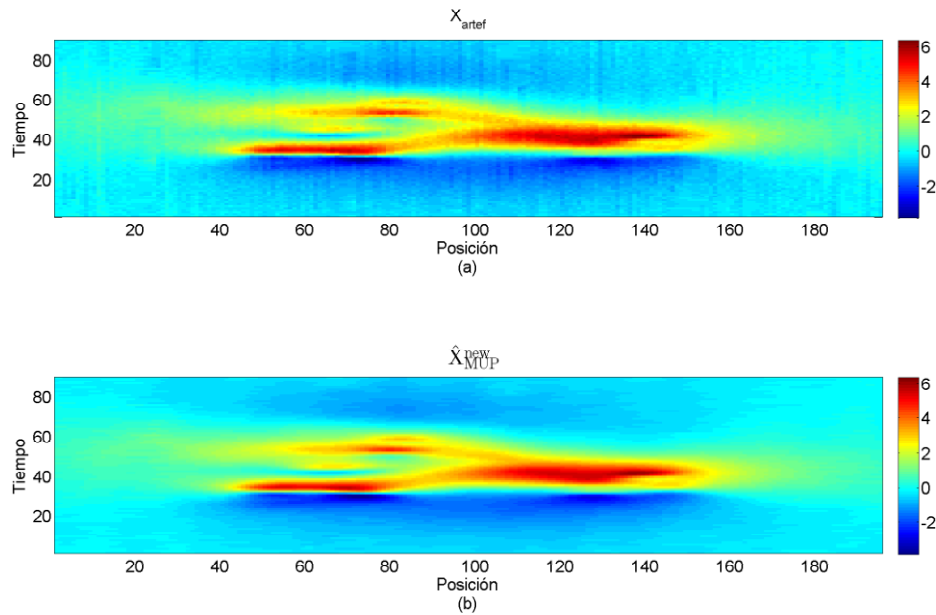


Fig. 14. (a) Señal de scanning antes del filtrado en la dimensión espacial: $X_{artef}(k, n)$ (b) Señal de scanning tras el filtrado en la dimensión espacial: $\hat{X}_{MUP}^{new}(k, n)$

3. Modelado de la señal de scanning

En este proyecto es necesario evaluar la efectividad del nuevo algoritmo de procesado, así como comparar la calidad del mismo con la calidad del procesado clásico. Para ello es preciso aplicar ambos esquemas de procesado en señales de scanning-EMG en un entorno controlado. Las señales de scanning utilizadas en la evaluación del sistema deben de estar caracterizadas de antemano como una superposición de sus diferentes componentes (es decir, el ruido blanco, el desalineamiento, los artefactos, las fluctuaciones de la línea de base, y la propia señal de scanning fisiológica). Esto sólo es posible si en la evaluación del sistema de procesado se utilizan señales de scanning generadas mediante simulación.

En este capítulo se describe el modelo que se ha utilizado para simular las señales de scanning-EMG utilizadas en la evaluación del sistema. Primero se describirá el modelado de la señal de scanning fisiológica, para lo que también será necesario modelar la estructura de la unidad motora y el electrodo. Después se modelarán las diferentes fuentes contaminación asociadas a dichas señales.

3.1. Modelado de la señal de scanning fisiológica

3.1.1. Modelado del MUP

Dada una unidad motora de N_f fibras musculares, el registro del potencial de unidad motora (MUP) se modela matemáticamente como la suma de los potenciales de acción de fibra simple (SFAPs) de las fibras individuales. Asumiendo que la forma y la velocidad de propagación del potencial de acción intracelular (IAP) permanecen prácticamente inalterables a lo largo de cada fibra perteneciente a la unidad motora, podemos considerar que cada fibra muscular se comporta como un sistema lineal-tiempo-invariante (LTI). Por lo tanto podemos expresar el SFAP asociado a cada fibra muscular j como la convolución de una señal de entrada con una cierta respuesta impulsional:

$$SFAP_j(t) = C d_j^2 \frac{\partial^2 IAP(t)}{\partial t^2} * IR_j(t) \quad (31)$$

donde C es un coeficiente de proporcionalidad que depende de la conductividad del tejido (con un valor típico de $0,01 \text{ s}\cdot\text{m}^{-1}$) y d_j es el diámetro de la fibra j . La señal de entrada del sistema LTI es la segunda derivada temporal del IAP, el cual se puede modelar a tramos [6], constando de la fase de depolarización, fase de subida rápida, fase de transición y fase de post-potencial.

A su vez la respuesta al impulso (IR – Impulse Response) de la fibra j se modela en función de las variables anatómicas y fisiológicas de la fibra (Fig. 15) de la siguiente forma:

$$IR_j(t) = \frac{1}{[(z_0 - z_j - v_j t)^2 + r_j^2]^{\frac{1}{2}}} + \frac{1}{[(z_0 - z_j + v_j t)^2 + r_j^2]^{\frac{1}{2}}} \quad (32)$$

donde z_j es la posición con respecto al eje de coordenadas de la unión neuromuscular; t representa el tiempo transcurrido entre el inicio del IAP en z_j y su extinción en las uniones fibra-tendón derecha e izquierda, respectivamente; v_j es la velocidad de propagación del potencial; y z_0 es la posición longitudinal del electrodo con respecto al origen de coordenadas, y r_j es la distancia radial del electrodo con respecto a la fibra j :

$$r_j = \sqrt{(x_0 - x_j)^2 + (y_0 - y_j)^2} \quad (33)$$

donde (x_0, y_0) y (x_j, y_j) son las coordenadas del electrodo y la fibra muscular j , respectivamente.

Además, la velocidad de propagación se puede relacionar con el diámetro de la fibra (d_j):

$$v_j = 3.7 + 0.05 \cdot (d_j - 55) \quad (34)$$

donde, para obtener v_j en m/s, el diámetro d_j ha de expresarse en μm .

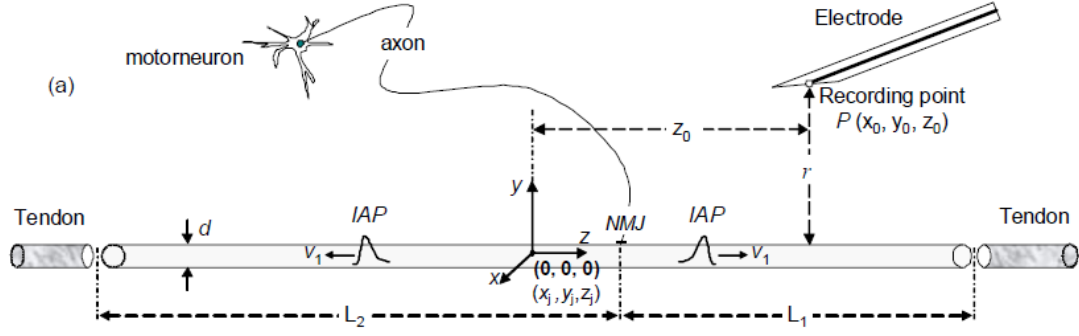


Fig. 15. Diagrama esquemático del registro del potencial de una fibra muscular mediante un electrodo de aguja, mostrando los ejes de coordenadas usados en el modelado y las principales magnitudes implicadas (Extraído de [1]).

El MUP es la superposición de los SFAPs de cada fibra perteneciente a la unidad motora. Siendo N_f el número de fibras tenemos que:

$$MUP(t) = \sum_{j=1}^{N_f} SFAP_j(t) \quad (35)$$

Para este modelo del MUP se está asumiendo que el electrodo de aguja utilizado en el registro es puntual, es decir, tiene un área de captación de dimensiones infinitesimales. Sin embargo, los electrodos de aguja concéntrica presentan zonas de captación de dimensiones no despreciables frente a la geometría del problema. Dado que se pretende modelar registros en los que se ha utilizado este tipo de electrodo, es necesario incluirlo en la obtención del MUP para que sea válido en caso de utilizar electrodos de aguja concéntrica.

Para modelar de forma aproximada el efecto de una zona de captación no infinitesimal, primero se discretiza la zona de captación del electrodo. Después, para cada punto de la zona de captación, se calcula el MUP mediante el modelo del MUP para electrodos puntuales. Por último se realiza un promediado de los MUPs calculados en cada punto.

Cabe señalar que en el caso del electrodo de aguja concéntrica, la zona de captación tiene forma elíptica. Las dimensiones de la elipse son: el eje mayor $e_y = 0.58$ mm, y el eje menor $e_z = 0.15$ mm [7]. En el modelo simulación se ha supuesto por simplicidad que la elipse se encuentra en el plano ZY, con el eje mayor en la dirección paralela al eje Y. El centro de la elipse es la posición (x_0, y_0, z_0) . Al MUP dado por el modelo de aguja concéntrica lo denominaremos

En el modelo de simulación se trabaja con la versión tiempo-discreto del MUP, por lo que:

$$x_{MUP}(n) = MUP_{CN}(nT_s) \quad (36)$$

donde $f_s = 1/T_s$ es la frecuencia de muestro.

3.1.2. Modelado de la señal de scanning

La señal de scanning-EMG es una secuencia de MUPs registrados en diferentes posiciones a lo largo de un corredor lineal por el que se desplaza la aguja de registro. Idealmente todos estos registros están sincronizados, por lo que la señal de scanning es equivalente a un registro simultáneo del MUP en cada posición del corredor, igual que se obtendría con un multielectrodo. Por lo tanto podemos modelar la señal de scanning de la siguiente forma:

$$X_{MUP}(k, n) = [x_{MUP_1}(n) \dots x_{MUP_k}(n) \dots x_{MUP_K}(n)] \quad (37)$$

La señal x_{MUP_k} se obtiene a partir del modelo del MUP que se acaba de describir. Para cada valor de k , los parámetros del modelo no varían a excepción de la posición del electrodo y_0 . Donde

$$y_0 = y_m + (k - 1) \cdot \Delta y \quad (38)$$

Además se deberá de cumplir que:

$$K = 1 + \frac{y_M - y_m}{\Delta y} \quad (39)$$

donde Δy es la separación entre cada posición de registro, $[y_m \dots y_M]$ es el rango de posiciones en la componente y que toma el electrodo a lo largo del corredor (Fig. 16).

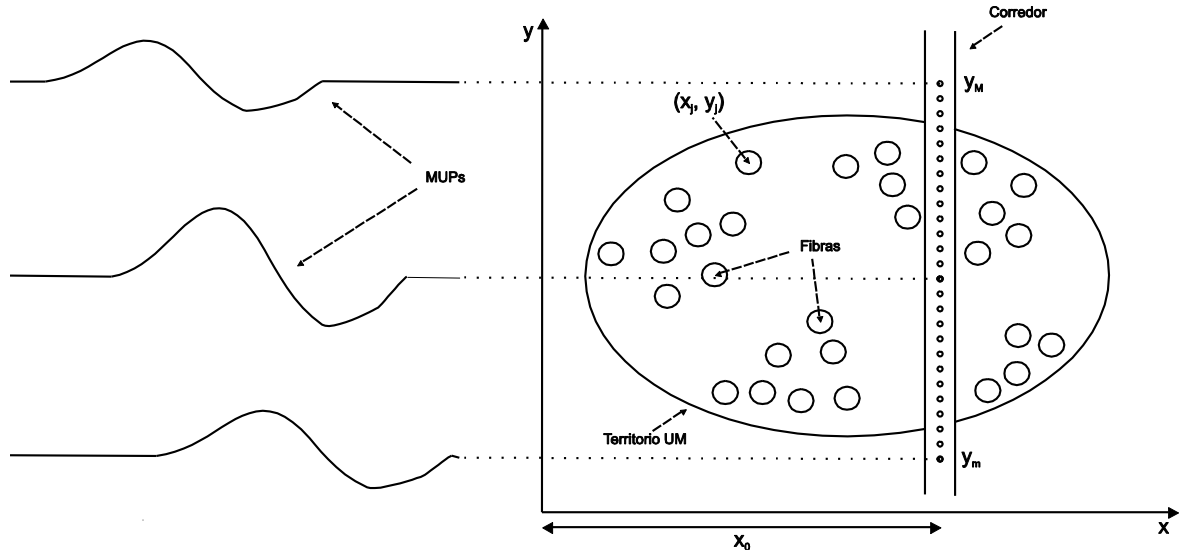


Fig. 16. Esquema representativo del modelo de registro de la señal de scanning. Para cada posición que toma el electrodo a lo largo del corredor se registra un MUP diferente que depende de la posición relativa del electrodo con respecto a cada fibra. Los diferentes MUPs registrados componen la señal de scanning.

3.2. Modelado de la unidad motora y del corredor

3.2.1. Anatomía y fisiología de la unidad motora

En los apartados anteriores se ha descrito un modelo que permite obtener señales de scanning-EMG en función de una serie de parámetros relacionados con la estructura de la unidad motora (el número de fibras de la UM, además de, para cada fibra, la posición, el diámetro, el punto de inervación y la velocidad de propagación del IAP) y con el rango de posiciones que toma el electrodo a lo largo del corredor (ver Fig. 16). En este apartado se describe un modelo que permite generar conjuntos de estos parámetros, de forma que se ajusten de forma aproximada a los parámetros que se dan en unidades motoras pertenecientes a músculos reales. Con esto se pretende que las señales de scanning obtenidas mediante estos conjuntos de parámetros sean lo más parecidas a los reales a la hora de ser utilizadas en la evaluación del sistema de procesado. Para este propósito es importante utilizar la información que proporcionan publicaciones previas ([8], [9], [2]) acerca de las características típicas de las unidades motoras. Tales características se describen a continuación.

El territorio de unidad motora (región del músculo en el cual se encuentran las fibras musculares de la UM) presenta generalmente una forma irregular, más o menos redondeada en el cual la densidad de fibras permanece prácticamente constante. Sin embargo, ciertos estudios sugieren la existencia de huecos en el territorio de la UM, así como una cierta clusterización en la distribución del número de fibras [10]. Se sabe también que el área del territorio está fuertemente correlado con el número de fibras de la UM.

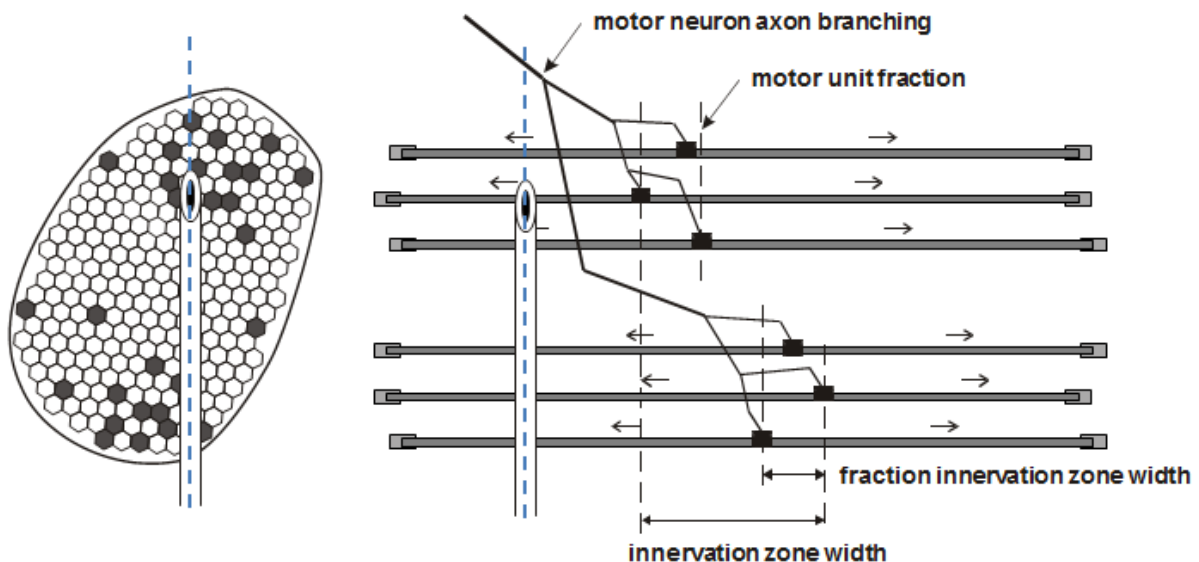


Fig. 17. Las fracciones de unidad motora están formadas por fibras de unidad motora que son inervadas por una misma ramificación del axón. Cada fracción ocupa una zona de inervación pequeña en comparación con la zona de inervación total de la unidad motora. Además, en la sección transversal a las fibras musculares, cada fracción ocupa diferentes regiones dentro de la unidad motora (extraído de [2]).

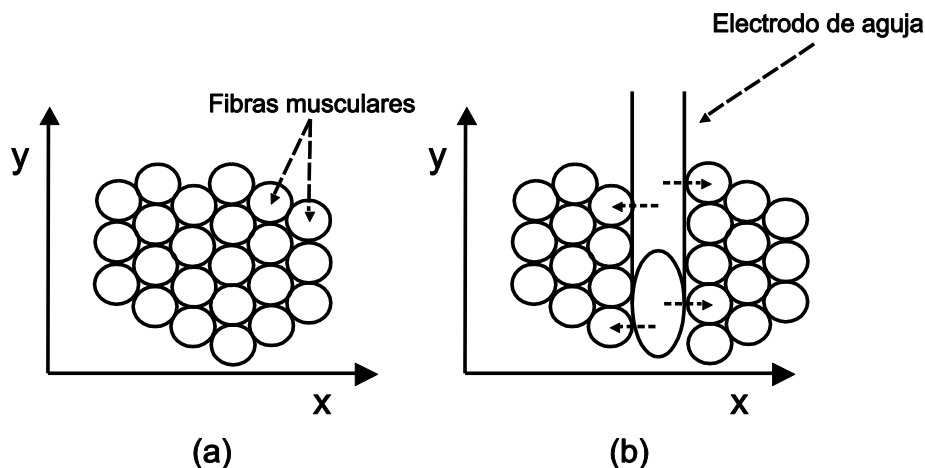


Fig. 18. La inserción del electrodo de aguja dentro de la sección muscular produce un desplazamiento de las fibras musculares en la dirección perpendicular a la aguja y a las fibras. (a) Antes de la inserción. (b) Después de la inserción de la aguja.

Tanto el número como la densidad de fibras de la unidad motora varían fuertemente de unas unidades motoras a otras. La longitud de la sección transversal del territorio de la UM ha sido estimada para el bíceps braquial (que es el que se pretende modelar en el nuestras simulaciones por ser el músculo del cual disponemos de señales de scanning reales) en diferentes estudios: $6,0 \pm 3,9$ mm (media \pm SD) ([11 y12]), $4,64 \pm 2,14$ mm con un rango de 1,69 a 10,17 mm [13] y $4,39 \pm 2,29$ mm con un rango de 1,55 a 10,70 mm [9].

En cuanto a la zona de inervación de las fibras musculares de la unidad motora, en un músculo como el bíceps braquial ocupa una estrecha franja aproximadamente 6-10 mm de ancho. Es importante tener en cuenta que las fibras de la UM se agrupan de tal forma que fibras adyacentes tienen posiciones de inervación adyacentes, con una dispersión espacial inferior a la anchura total de la zona de inervación [9]. Cada grupo de fibras presenta una media de posiciones de inervación diferente. Este comportamiento está relacionado con el patrón de inervación axonal. Cada grupo de fibras se corresponde a una rama axonal distinta, que refleja una fracción unidad motora distinta (Fig. 17).

La longitud de las fracciones de unidad motora han sido estimadas en el bíceps braquial, dando como resultado: $1,56 \pm 1,07$ mm con un rango de 0,35 a 5,10 mm [10].

Por último, las mediciones realizadas acerca de las velocidades de conducción del IAP en las fibras musculares en el bíceps braquial humano establecen una media de 3,7 m/s con una desviación estándar de 0.71 m/s [14]. Cabe señalar que la desviación estándar está referida a mediciones en las que se utilizan fibras pertenecientes a múltiples unidades motoras. La desviación estándar de la velocidad de conducción de las fibras de una única unidad motora será lógicamente más baja, y su valor está relacionado con el grado de complejidad que presentan los MUP registrados en los diferentes estudios.

Una vez detalladas las características generales de la unidad motora, es necesario hacer lo mismo con el electrodo y el corredor. Como ya se ha mencionado anteriormente, el electrodo de aguja que se pretende utilizar en el modelo es el electrodo concéntrico. Este electrodo tiene un diámetro de 0.30 mm, y una zona de captación elíptica cuyos ejes tienen unas dimensiones de 0.15 mm x 0.58 mm. Durante el registro, el electrodo se desplaza en la dirección perpendicular a la dirección de las fibras musculares a través del corredor. Las

posiciones que toma el electrodo deben de ser tales que se atraviere por completo todo el territorio de la unidad motora. La separación entre puntos de registro es típicamente de 0.05 mm.

Tal y como se describe a continuación, además del ya mencionado efecto del área de captación en la adquisición del MUP, el electrodo de aguja tiene asociado otro efecto. La inserción del electrodo dentro del territorio de la unidad motora produce un desplazamiento de las fibras musculares, ya que éstas no pueden ocupar el mismo espacio físico que la aguja. Este desplazamiento se produce en la dirección x, asumiendo que la dirección de las fibras musculares en la dirección z, y que la dirección en la que se desplaza el electrodo durante el registro es la dirección y (Fig. 18).

3.2.2. Modelo de unidad motora desarrollado

La información que se acaba de detallar acerca de la estructura de la unidad motora y de las características del electrodo concéntrico ha sido utilizada para desarrollar un modelo de unidad motora. Este modelo permite generar de forma aleatoria conjuntos de parámetros de UM (Fig. 19), que a su vez son utilizados para, mediante el modelo de señales de scanning-EMG, generar señales de scanning que sean parecidas a las que se obtendrían en registros reales.

El modelo genera en cada realización un conjunto de parámetros que caracterizan la unidad motora y el corredor. Para ello se siguen los siguientes pasos.

1- El territorio de la unidad motora tendrá una forma circular en el plano transversal a las fibras musculares. Dentro del territorio las fibras musculares de la unidad motora se distribuirán de forma aleatoria. Teniendo en cuenta esto:

Las posiciones (x, y) de las fibras se generan siguiendo una distribución de probabilidad uniforme con una densidad de fibras d_f , dentro de una circunferencia de centro (0, 0) y radio r_{MU} .

2- El territorio de la unidad motora se dividirá en diferentes fracciones, y cada fibra muscular pertenecerá a una fracción de la unidad motora concreta. Así pues:

Cada fracción será representada en el plano (x, y) por su centro. Los centros (x, y) de las fracciones seguirán una distribución uniforme con una densidad de centros de fracciones igual a $1/4\pi r_{frc}^2$, donde r_{frc} es un parámetro denominado radio de la fracción. Cada fibra pertenece a la fracción cuyo centro sea más cercano a la fibra.

3- La unidad motora podrá presentar regiones en las que no existan fibras musculares, para ello:

Para cada fracción, se eliminan todas sus fibras con probabilidad p_{f0} .

4- La zona de inervación total de la unidad motora presentará en la dirección longitudinal a las fibras musculares una cierta anchura. La zona de inervación de cada fracción de la unidad motora se encontrará dentro de la zona de inervación total, y presentará una anchura más pequeña que la anchura total. Así pues:

El parámetro z_j de cada fibra sigue una distribución uniforme de media \bar{z}_p y anchura Δz_{frc} . Donde el valor \bar{z}_p es común para todas las fibras de la fracción p. El valor \bar{z}_p es la

media de las posiciones de inervación de la fracción p , y sigue una distribución uniforme de media nula y anchura $\Delta\bar{z}$.

5- Se establecerá la velocidad de conducción del IAP dada para cada fibra muscular:

El valor v_j de cada fibra sigue una distribución de probabilidad gaussiana de media \bar{v} y desviación típica SD_v .

6- Se establecerá el conjunto de posiciones que toma el electrodo a lo largo del corredor. Por lo tanto:

La posición y_0 del electrodo toma valores desde y_m hasta y_M en saltos Δy . La posición x_0 es constante y toma un valor aleatorio, siguiendo una distribución de probabilidad uniforme en un rango de posiciones que se encuentre dentro de los límites del territorio de UM. La posición del electrodo z_0 es un parámetro del modelo, que es también constante.

7- Se simulará el desplazamiento de las fibras musculares debido a la inserción de la aguja en el territorio de la unidad motora. Para ello:

Si $x_j < 0$ entonces $x_j = x_j - \frac{D_a}{2} - \frac{D_f}{2}$

Si $x_j \geq 0$ entonces $x_j = x_j + \frac{D_a}{2} + \frac{D_f}{2}$

Donde D_a es el diámetro de la aguja y D_f es el diámetro de las fibras musculares.

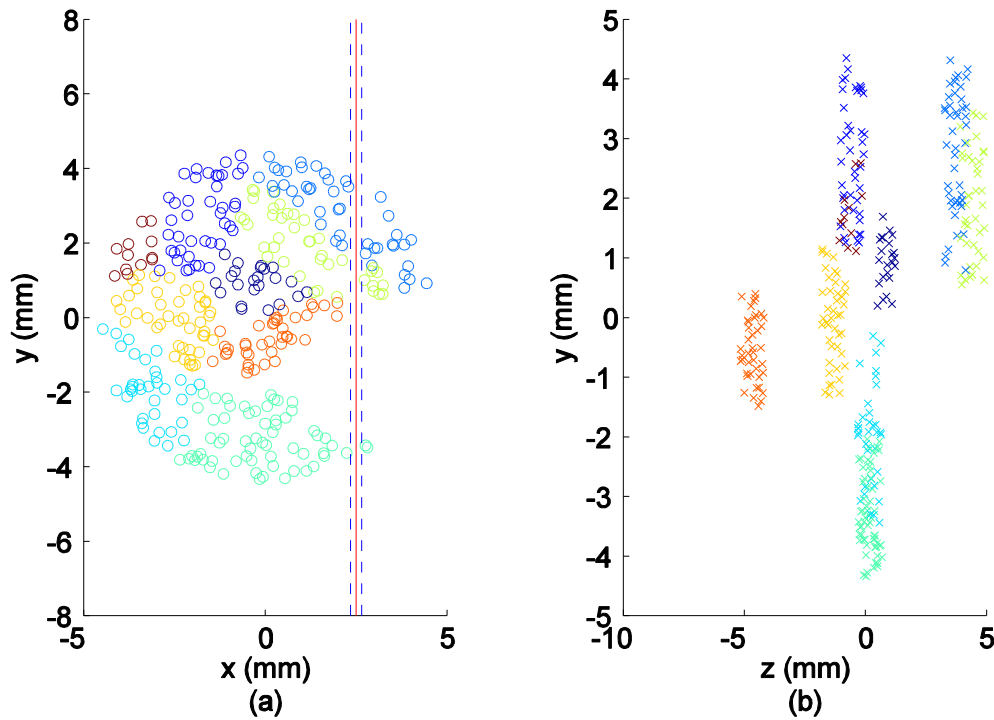


Fig. 19. En la figura se muestra un ejemplo de unidad motora y corredor generado a partir del modelo de simulación. En (a) se muestra la geometría de la unidad motora en el plano XY. Las diferentes fibras de la unidad motora se representan mediante círculos de diferentes colores, de tal forma que cada color está asociado a una fracción de la unidad motora distinta. Las líneas verticales representan el corredor por el cual se va desplazando la aguja. En (b) se muestran las diferentes posiciones de inervación en el plano ZY asociadas a cada fibra de la unidad motora.

Detallado el modelo de unidad motora, ya está completo el modelo general de generación de señales de scanning-EMG fisiológicas. Los parámetros que se han utilizado para simular las señales de scanning con el modelo quedan reflejados en la tabla 1.

Parámetro	Valor
f_s (kHz)	10
Δy (mm)	0.05
y_m (mm)	-8
y_M (mm)	8
x_0 (mm)	U[-2.5, 2.5]
z_0 (mm)	30
D_a (mm)	0.3
D_f (mm)	0.05
e_y (mm)	0.58
e_z (mm)	0.15
r_{MU} (mm)	3
r_{frc} (mm)	1
d_f (mm ⁻²)	7
p_{f0}	0.2
Δz_{frc} (mm)	1
$\Delta \bar{z}$ (mm)	10
\bar{v} (m/s)	3.5
SD_v (m/s)	0.15

Tabla 1

3.3. Modelado de la señal de scanning contaminada

En el capítulo anterior, se ha descrito el modelo completo de simulación de señales de scanning-EMG. Sin embargo, las señales generadas con este modelo son ideales, en el sentido de que no están contaminadas por ningún tipo de interferencia. Hay que tener en cuenta que de cara a la evaluación del sistema de procesado es crucial añadir interferencias de diferente naturaleza con objeto de evaluar la eficacia del algoritmo de procesado en la eliminación de las mismas. En este apartado se modelará la señal de scanning contaminada por las diferentes fuentes de interferencia (fluctuaciones de la línea de base, desalineamiento, artefactos y ruido blanco).

Llamaremos $X_{scann}(k, n)$ a la señal de scanning contaminada (Fig. 20 y 21), que simula una señal de scanning registrada en condiciones reales, para la que tenemos que se cumple:

$$X_{scann}(k, n) = X_{MUP}(k, n)_{D(k)} + N(k, n) + A(k, n) + B(k, n) \quad (40)$$

donde $X_{MUP}(k, n)$ es la señal de scanning fisiológica generada con el modelo de simulación, $D(k)$ es el desalineamiento, $N(k, n)$ es el ruido blanco, $A(k, n)$ es el ruido de artefactos, y $B(k, n)$ es el ruido de línea de base. A lo largo de este capítulo se describirá cómo se modelan tanto el desalineamiento como las otras tres fuentes de ruido.

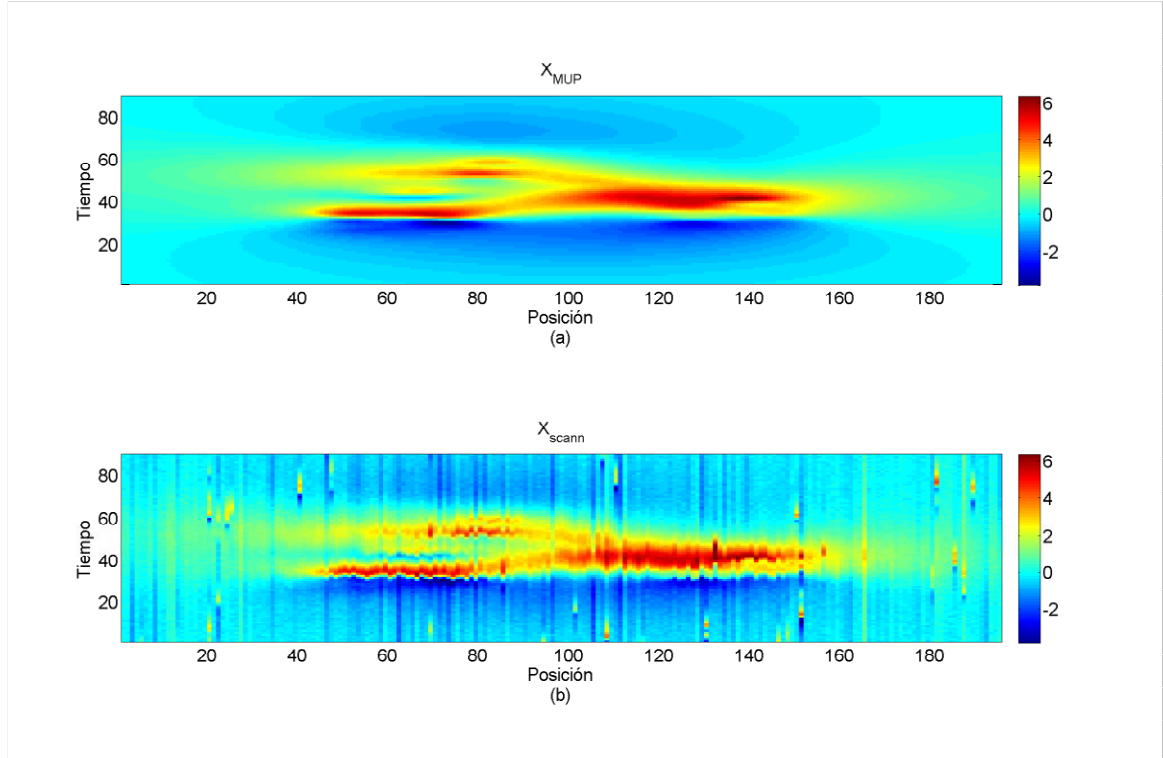


Fig. 20 (a) Señal de scanning fisiológica generada a partir del modelo: $X_{MUP}(k, n)$ (b) Señal de scanning contaminada con las diferentes fuentes de ruido: $X_{scann}(k, n)$

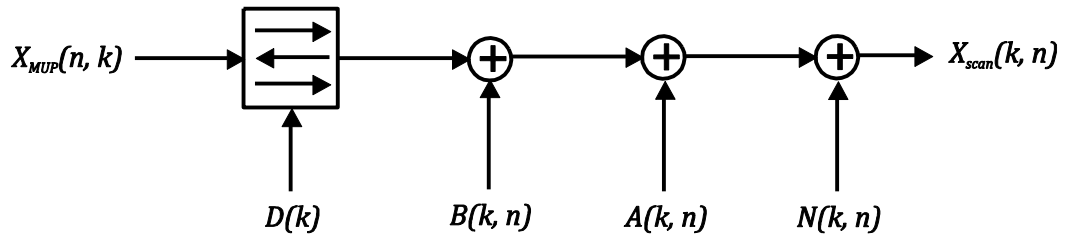


Fig. 21. Diagrama de bloques del modelado de la señal de scanning contaminada. A la señal de scanning fisiológica $X_{MUP}(k, n)$ se le aplica un desalineamiento temporal $D(k)$, tras lo cual se le suman el ruido de la línea de base $B(k, n)$, el ruido de artefactos $A(k, n)$ y el ruido blanco $N(k, n)$. El resultado es la señal de scanning contaminada $X_{scann}(k, n)$.

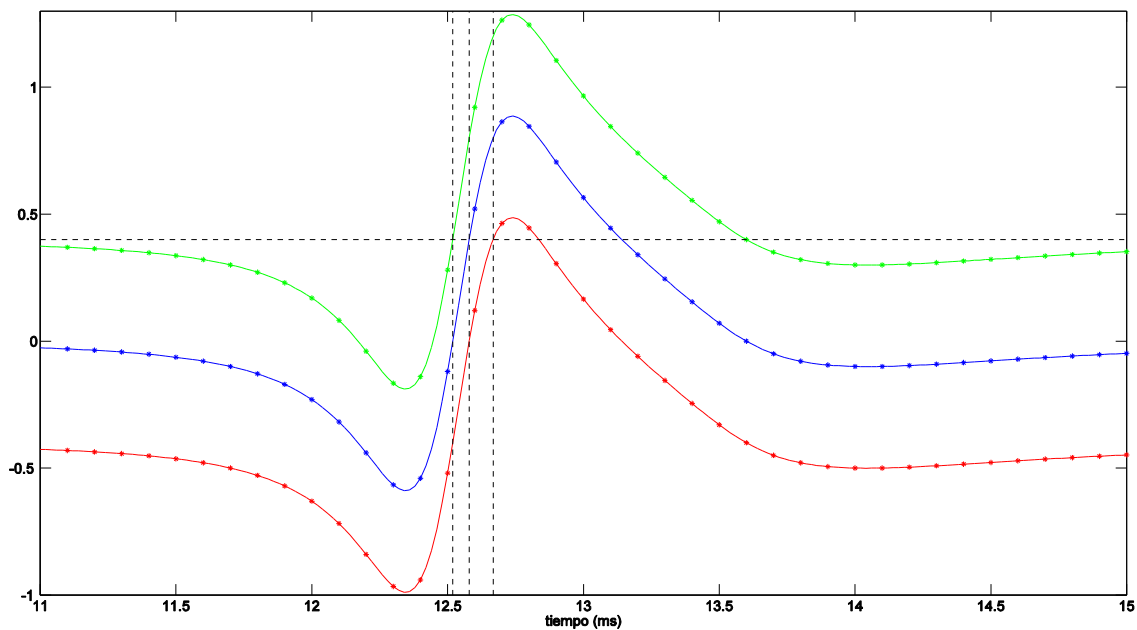


Fig. 22. Representación del SFAP captado por el electrodo de trigger para tres valores diferentes de línea de base. En verde, el SFAP presenta un valor de línea de base de 0.4, en azul, el SFAP no presenta línea de base, y en rojo, el SFAP presenta un valor de línea de base de -0.4. La línea horizontal es el valor umbral de disparo, las tres líneas verticales indican los instantes de disparo que se obtienen para los respectivos SFAPs. Los valores de línea de base escogidos en este ejemplo se encuentran en el rango en el cual el disparo se realiza de forma correcta (entendemos que el disparo es correcto si y solo si el umbral se supera exclusivamente durante la duración del SFAP). Podemos observar cómo el instante en el que se supera el valor umbral, es decir, el instante de disparo, depende del valor que tome la línea de base. En este ejemplo existe una diferencia de aproximadamente 0.15 ms entre el mayor y el menor instante de disparo. Teniendo en cuenta que valores de línea de base de mayor amplitud que los del ejemplo provocarán que el disparo sea incorrecto, es razonable suponer que el error en la estimación del instante de disparo asociado a este fenómeno sea generalmente menor que 0.075ms

3.3.1. Modelado del desalineamiento

El desalineamiento existente en las señales de scanning en bruto se debe a que los registros de los MUPs que componen la señal de scanning, asociados a las diferentes posiciones que toma el electrodo no están perfectamente sincronizados respecto de los instantes de disparo de la propia unidad motora. Existen dos fuentes principales de desalineamiento, la primera es debida a que la precisión con la que en el proceso de registro se sincronizan los diferentes MUPs está limitada a una frecuencia de muestreo finita, típicamente entre 10 y 20 KHz, por lo que el instante de disparo de la unidad motora, que es la referencia que se utiliza para realizar la sincronización de los MUPs, siempre va a tener asociado un error de valor igual a la mitad del periodo de muestreo.

La otra fuente de desalineamiento se debe a que el evento de disparo se da cuando el SFAP captado con el electrodo de trigger ha superado un cierto umbral, con lo que, en función del valor que tome la línea de base en el electrodo, el instante de disparo detectado en el electrodo de trigger será una estimación más o menos precisa del instante de disparo de la unidad motora (Fig. 22). Hay que tener en cuenta que si el valor que toma la línea de base en el electrodo de trigger es mayor que el voltaje umbral de disparo, el disparo no realizará correctamente. Si por el contrario, el valor que toma la línea de base es muy bajo,

puede ocurrir que no se llegue a superar el umbral de disparo. En estas dos situaciones, el disparo del electrodo de trigger habrá sido incorrecto. Esto supone que existe una limitación en el rango de valores que puede tomar la línea de base en el electrodo de trigger para los que el disparo se ejecuta correctamente y que por lo tanto dan lugar a MUPs aprovechables. En el ejemplo de la Fig. 22, teniendo en cuenta esta limitación, el error en la estimación del instante de disparo asociado a esta segunda fuente de desincronización debe de ser inferior a 0.075 ms. Dado que el ejemplo de la figura es una situación típica, los 0.075 ms también son un valor típico para el error de desincronización, no obstante, dicho error en general dependerá de la amplitud del SFAP captado por el electrodo de trigger, y por lo tanto de la posición de la fibra utilizada como referencia de disparo.

Teniendo en cuenta estas consideraciones, se ha decidido modelar el desalineamiento temporal $D(k)$ como un proceso aleatorio en el que para cada posición de registro k , el valor que toma $D(k)$ está medido en muestras y sigue una distribución de probabilidad uniforme continua de media nula y anchura $2W$:

$$D(k) \sim U(-W, W) \quad (41)$$

donde el valor W es un parámetro del modelo que está relacionado con la cantidad de desalineamiento con la que se desea contaminar la señal de scanning fisiológica. Para que la cantidad de desalineamiento introducida en las señales de scanning modeladas sea de un orden similar al del desalineamiento existente en las señales reales, el valor de W elegido debe de ser coherente con los rangos dados anteriormente para los errores de estimación del disparo de la unidad motora. Esto implica que en general se elegirán valores de W de unas pocas muestras. Los errores del instante de disparo son para cada una de sus fuentes, $1/2T_s$ y 0.075 ms respectivamente; expresado en muestras para el caso particular de señales muestreadas a 10 KHz, serían 0.5 y 0.75 muestras respectivamente. El desalineamiento total está dado por la contribución de estos dos errores, los cuales son independientes. Para el modelo propuesto, se ha asumido que el desalineamiento total sigue la distribución uniforme anteriormente citada, y que el valor de W es aproximadamente el dado por la suma de ambos rangos (esta asunción se ha llevado a cabo por simplicidad, es una aproximación). Por lo tanto un valor de W igual a una muestra sería una elección adecuada a la hora de modelar el desalineamiento en señales de scanning muestreadas a 10 KHz.

3.3.2. Modelado del ruido blanco

La electrónica de registro de las señales de scanning-EMG añade ruido a la señal. Modelaremos este ruido como un proceso aleatorio gaussiano de media nula y varianza σ^2 , y de densidad espectral de potencia constante:

$$N(k, n) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \quad (42)$$

La cantidad de ruido con la que se desea superponer la señal de scanning fisiológica depende de la varianza del ruido σ^2 . Podemos relacionar σ^2 con la relación señal ruido blanco de la señal de scanning S_N , que será un parámetro del modelo:

$$S_N = 10 \log \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N X_{MUP}(k, n)^2}{KN\sigma^2} \quad (43)$$

3.3.3. Modelado del ruido de artefactos

El ruido de artefactos es debido a que durante el proceso de registro de la señal de scanning se produce la activación de otras unidades motoras, además de la de interés. Esto implica que los MUPs registrados se pueden presentar superpuestos a otros MUPs debidos a la actividad eléctrica del resto de unidades motoras que se han activado. La superposición de estos MUPs no se producirá para todas las posiciones del electrodo, ya que estas unidades motoras no comparten el territorio de unidad motora aunque éstos se solapen, y además estos MUPs no estarán sincronizados con el disparo de la unidad motora, por lo que presentarán un retardo aleatorio con respecto al MUP asociado a la unidad motora de interés.

Teniendo en cuenta esta información, se ha decidido modelar el ruido de artefactos $A(k, n)$ de la siguiente manera:

$$A(k, n) = [A_1(n) \dots A_k(n) \dots A_K(n)] \quad (44)$$

donde $A_k(n)$ es el ruido de artefactos asociado al registro en la posición k , resultado de sumar un cierto número de MUPs que han sido generados mediante el modelo del MUP de aguja concéntrica de forma independiente. A cada uno de estos MUPs se le aplica un retardo temporal aleatorio.

La activación de otras unidades motoras es aleatoria e independiente para cada posición del electrodo, así pues, para cada valor de k , el número de MUPs superpuestos seguirá la siguiente función de probabilidad:

$$prob(R) = p_A^R (1 - p_A) \quad (45)$$

donde R es el número de MUPs que componen $A_k(n)$ interfiriendo en el registro del MUP de interés. Nótese que si R vale cero, entonces $A_k(n)$ es el vector columna de todo ceros que indica la ausencia de artefactos. El parámetro p_A es la probabilidad de artefacto, se trata de un parámetro del modelo cuyo valor está relacionado con la cantidad de artefactos que se desea añadir a la señal de scanning fisiológica. Fisiológicamente, p_A está relacionado de forma no trivial con el nivel de activación del músculo.

Los MUPs que componen el ruido de artefactos en principio pertenecen a diferentes unidades motoras, debido a esto, la generación de cada MUP se realiza de forma independiente. Por lo tanto, para cada MUP se simula una unidad motora a partir del modelo de unidad motora descrito en el apartado 3.2.2, utilizando los parámetros de la tabla 1. La posición del electrodo relativa a dicha unidad motora será además aleatoria dentro de una región que contenga a la unidad motora simulada. Una vez modelada la unidad motora y la posición del electrodo, se genera el MUP mediante el modelo del MUP de aguja concéntrica.

3.3.4. Modelado del ruido de línea de base

Durante el registro de las señales de scanning-EMG se suelen producir movimientos involuntarios del electrodo o del músculo, esto implica que para cada registro de la señal de scanning asociado a cada posición, tales movimientos producen una variación en la tensión que registra el electrodo conocidas como fluctuaciones de la línea de base [15]. Debido a que durante el registro de la señal de scanning estas variaciones son generalmente lentas, para cada posición, el ruido de la línea de base también variará lentamente con respecto al

tiempo. Sin embargo, el proceso de inventanado de los diferentes MUPs asociados a cada posición que toma el electrodo durante el registro de la señal de scanning provoca que el ruido de línea de base esté incorrelado entre una posición y la siguiente, por lo que en la dimensión espacial las variaciones serán rápidas (Fig. 23).

Teniendo en cuenta lo descrito en el párrafo anterior, se ha decidido modelar el ruido de la línea de base $B(k, n)$ de la siguiente forma:

$$B(k, n) = [B_1(n) \dots B_k(n) \dots B_K(n)] \quad (46)$$

donde $B_k(n)$ es el ruido de línea de base asociado al registro en la posición k , el cual a su vez se modela como una suma de diferentes componentes senoidales de baja frecuencia, con amplitudes, fases y frecuencias aleatorias:

$$B_k(n) = c \cdot \left(c_0 + \sum_{m=1}^M c_m \sin\left(\frac{2\pi f_m n}{N} + \varphi_m\right) \right) \quad (47)$$

donde M es un parámetro del modelo que indica el número de componentes frecuenciales que componen $B_k(n)$, el valor de c sigue una distribución gaussiana de media nula y varianza 1, $c \sim \mathcal{N}(0, 1)$, lo que servirá para que cada realización de la línea de base asociada a cada posición tenga diferente amplitud. Los diferentes valores de f_m , c_m , φ_m siguen distribuciones de probabilidad uniforme dentro de los rangos que se especifican a continuación:

$$f_m \sim U((m - 1/2) \cdot f_0, (m + 1/2) \cdot f_0), \text{ para } m = \{1, \dots, M\} \quad (48)$$

donde la frecuencia f_0 es un parámetro del modelo, relacionado con la variabilidad temporal del ruido de la línea de base.

$$c_m \sim U(0, C_m); m = \{0, \dots, M\} \quad (49)$$

siendo cada C_m un parámetro del modelo relacionado con la amplitud máxima dada para la componente frecuencial m .

$$\varphi_m \sim U(0, 2\pi); m = \{1, \dots, M\} \quad (50)$$

Nótese que, para cada posición k , se utiliza en el cálculo de $B_k(n)$ una realización diferente de las variables aleatorias implicadas, ya que como se ha mencionado anteriormente, el ruido de línea de base dado para cada registro de la señal de scanning es independiente para cada posición.

El ruido de línea de base $B(k, n)$ calculado se pondera de forma adecuada para que presente una cierta relación señal ruido de línea de base. Tras la ponderación se deberá por lo tanto satisfacer la siguiente igualdad:

$$S_B = 10 \log \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N X_{MUP}(k, n)^2}{\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N B(k, n)^2} \quad (51)$$

donde la relación señal ruido de línea de base de la señal de scanning S_B es un parámetro del modelo, que permitirá controlar la cantidad de ruido de línea de base que se desee añadir a la señal de scanning fisiológica.

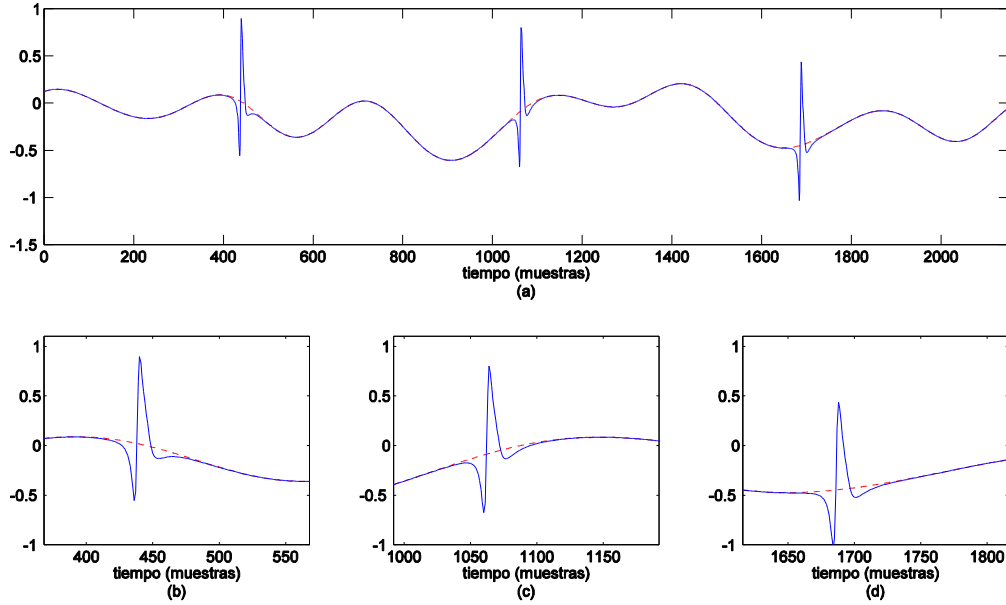


Fig. 23. Ejemplo de señal obtenida durante el proceso de registro de señales de scanning-EMG y de la relación de la misma con las fluctuaciones de la línea de base. (a) Fragmento de la señal correspondiente con un intervalo temporal en el que la unidad motora se ha disparado tres veces en tres posiciones del electrodo consecutivas. (b) (c) y (d) Enventanado de cada registro asociado a cada posición del electrodo. Para cada registro particular obtenido en cada posición del corredor, la señal correspondiente presenta un ruido de línea de base que variará lentamente en el tiempo. Sin embargo debido al proceso de enventanado de cada registro asociado a cada posición, el valor de la línea de base varía bruscamente de una posición a la siguiente.

4.Evaluación del algoritmo de procesado

En este proyecto se pretende estudiar el comportamiento del nuevo algoritmo de procesado de señales de scanning-EMG, además de comparar el rendimiento de dicho algoritmo con el rendimiento del algoritmo de procesado clásico. Para ello será necesario, tal y como se describirá a lo largo del presente capítulo, establecer criterios objetivos de evaluación de la calidad de las señales de scanning-EMG, así como diseñar diferentes conjuntos de experimentos que sean suficientemente representativos como para permitir inferir a partir de los mismos el rendimiento general de los algoritmos de procesado.

4.1. Descripción del sistema de evaluación

Como se acaba de explicar, la evaluación del algoritmo de procesamiento requiere llevar a cabo múltiples experimentos en los que se procesen diferentes señales de scanning-EMG bajo diferentes condiciones de contaminación. Sin embargo, todos estos experimentos responden a un esquema común que describiremos a continuación. En este apartado se describirá el sistema de evaluación de un experimento prototipo, entendiendo por éste como un experimento en el que se evalúan los dos algoritmos de procesamiento utilizando una única señal de scanning.

La ejecución del experimento se puede dividir en tres etapas diferenciadas. En la primera etapa se genera la señal de scanning fisiológica mediante el modelo de señales de scanning-EMG. Esta señal, $X_{MUP}(k, n)$, será utilizada como referencia para evaluar los algoritmos de procesamiento ya que aún no ha sido contaminada por ningún tipo de ruido. Hay que tener en cuenta que si utilizásemos en la evaluación del algoritmo de procesamiento señales reales en vez de simuladas, no sería posible tener a priori una versión de la señal de scanning no contaminada por las diferentes fuentes de ruido, y por lo tanto no tendríamos una señal a utilizar como referencia: de ahí la importancia de utilizar señales simuladas mediante el modelo. Una vez generada la señal $X_{MUP}(k, n)$, el siguiente paso es contaminar dicha señal con los diferentes tipos de ruido existentes en las señales de scanning en bruto (fluctuaciones de la línea de base, desalineamiento, artefactos y ruido blanco), para ello se utilizan los modelos de ruido de la señal de scanning contaminada descritos en el capítulo anterior. El resultado de este proceso es la señal de scanning contaminada $X_{scann}(k, n)$, que será utilizada como entrada de los algoritmos de procesamiento.

En la segunda etapa del experimento se realizan de forma independiente diferentes procesados de la señal $X_{scann}(k, n)$, los cuales se describen a continuación. Por un lado se realiza tres veces el procesamiento de la señal utilizando el algoritmo de procesamiento clásico, cada una de estas realizaciones se corresponde con un valor diferente del filtro de mediana del algoritmo. Si recordamos, el procesamiento clásico de la señal de scanning consiste en aplicar a la señal de scanning en bruto un filtro paso banda en la dimensión temporal, y luego un filtro de mediana en la dimensión espacial (Fig. 24). Los valores del filtro de mediana son los que típicamente se utilizan en el procesamiento clásico de señales de scanning-EMG, que son 3, 5 y 7 muestras [2]. De esta forma obtenemos tres señales de scanning correspondientes a los tres valores del filtro de mediana dados: $\hat{X}_{MUP}^{old,3}(k, n)$, $\hat{X}_{MUP}^{old,5}(k, n)$ y $\hat{X}_{MUP}^{old,7}(k, n)$ respectivamente. Por otro lado también se procesa la señal de scanning utilizando el nuevo algoritmo de procesamiento. Para este algoritmo además de evaluar su rendimiento, interesa estudiar el funcionamiento de cada una de las etapas que lo componen, por lo que es necesario tener en cuenta cuáles son las diferentes contribuciones al error de la señal de scanning, para cada una de las señales de salida correspondientes con las diferentes etapas del algoritmo. Estos errores se describirán con detalle en el siguiente apartado. Tras aplicar el nuevo algoritmo de procesamiento a la señal de scanning en bruto $X_{scann}(k, n)$, se obtiene además de estos errores, la señal de scanning procesada $\hat{X}_{MUP}^{new}(k, n)$.

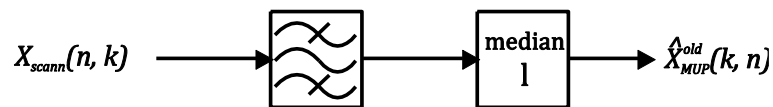


Fig. 24. Diagrama de bloques del algoritmo de procesamiento clásico. La señal de entrada es la señal de scanning en bruto $X_{scann}(k, n)$, a la cual se le aplica un filtrado paso-banda en la dimensión temporal. Después se le aplica un filtro de mediana de orden l , con lo que se obtiene la señal de scanning procesada $\hat{X}_{MUP}^{old,l}(k, n)$.

La tercera y última etapa del experimento es la evaluación de los resultados. Utilizando las señales de scanning-EMG y los errores obtenidos en la etapa anterior, se calculan diferentes figuras de mérito que se describirán en los apartados posteriores y que permitirán estudiar el comportamiento de los diferentes procesados realizados. Sin embargo, antes de calcular dichos errores y figuras de mérito, hay que tener en cuenta que cada señal (y cada señal de error) ha pasado por diferentes etapas y por lo tanto tiene diferentes tamaños (en la descripción del nuevo algoritmo de procesado se veía cómo en las etapas de corrección del desalineamiento y de eliminación de artefactos era necesario recortar ligeramente los extremos de la señal). Esto implica que las diferentes señales deben de ser de nuevo recortadas para unificar las dimensiones de las mismas. Además, la señal de scanning de entrada al procesado en principio tendrá unas dimensiones arbitrarias que pueden incluir además de la zona donde se encuentra el MUP de la unidad motora, zonas en las que sólo haya ruido. Estas zonas no son de interés en la evaluación de la calidad de las señales, y por lo tanto a la hora de calcular las figuras de mérito de las señales de salida del procesado será necesario recortarlas para restringirnos únicamente a la zona de la señal de scanning donde el MUP de la unidad motora esté presente. Así pues, dada una señal de scanning de salida de $K \times N$ muestras, el número de muestras que hay que recortar la señal son R_k y R_n en la dimensión espacial y temporal respectivamente. Estos valores se calculan en función del tamaño de la señal de scanning, como se describe a continuación:

$$\begin{aligned} R_k &= K - (K_2 - K_1 + 1) \\ R_n &= N - (N_2 - N_1 + 1) \end{aligned} \quad (52)$$

donde K_1 , K_2 , N_1 y N_2 son los límites espacio-temporales en los que se asume que está presente el MUP de la unidad motora en la señal de entrada del procesado $X_{MUP}(k, n)$. Siendo $K_0 \times N_0$ las dimensiones de la señal $X_{MUP}(k, n)$, el cálculo de estos límites se realiza de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} K_1 &= K'_1 - U_2(K'_2 - K'_1) \\ K_2 &= K'_2 + U_2(K'_2 - K'_1) \end{aligned} \quad (53)$$

donde $U_2 = 0.15$ y con:

$$\begin{aligned} K'_1 &= \min(k_i \text{ tq } Sum_{X,n}(k_i) > U_1 \cdot \max(Sum_{X,n})) \\ K'_2 &= \max(k_i \text{ tq } Sum_{X,n}(k_i) > U_1 \cdot \max(Sum_{X,n})) \end{aligned} \quad (54)$$

donde $k_i \in \{1 \dots K_0\}$ y $U_2 = 0.03$, y donde la señal $Sum_{X,n}(k)$ se define como:

$$Sum_{X,n}(k) = \sum_{n=1}^{N_0} |x_{MUP}^n(k)|^2 \quad (55)$$

El cálculo de los valores N_1 y N_2 se realiza de forma análoga a la de los valores K_1 y K_2 :

$$\begin{aligned} N_1 &= N'_1 - U_2(N'_2 - N'_1) \\ N_2 &= N'_2 + U_2(N'_2 - N'_1) \end{aligned} \quad (56)$$

con:

$$\begin{aligned} N'_1 &= \min(n_i \text{ tq } Sum_{X,k}(n_i) > U_1 \cdot \max(Sum_{X,k})) \\ N'_2 &= \max(n_i \text{ tq } Sum_{X,k}(n_i) > U_1 \cdot \max(Sum_{X,k})) \end{aligned} \quad (57)$$

donde $n_i \in \{1 \dots N_0\}$ y donde la señal $Sum_{X,k}(n)$ se define como:

$$Sum_{X,k}(n) = \sum_{k=1}^{K_0} |x_{MUP_k}(n)|^2 \quad (58)$$

4.2. Evaluación del nuevo algoritmo de procesado

En este apartado se establecerán diferentes figuras de mérito a calcular durante la ejecución del experimento con objeto de poder analizar detalladamente el funcionamiento del nuevo algoritmo de procesado. Para ello se describirán las diferentes señales de error dadas para cada etapa del nuevo algoritmo de procesado, lo que a su vez permitirá calcular sus respectivas relaciones ruido señal. Además se describirá otra figura de mérito más, la relación señal ruido de la señal de scanning para cada una de las etapas del nuevo algoritmo de procesado.

Durante la ejecución del experimento, se pretende que el ruido de la señal de scanning sea dividido en sus diferentes contribuciones según su naturaleza, generando diferentes señales de error para cada etapa del procesado. La utilización de estas señales de error da mucha información acerca de cómo está funcionando cada una de las etapas del algoritmo, ya que permite ver por separado, cómo cada una de éstas es afectada por cada etapa del algoritmo. Cabe señalar que este análisis es realizable debido a que el nuevo algoritmo de procesado es un sistema lineal, lo que permite que en cada etapa, las diferentes señales de error pueden ser procesadas de forma independiente.

Concretamente se definirán para cada etapa cuatro de señales de error asociadas a las cuatro fuentes de ruido de la señal de scanning (el ruido de línea de base, al desalineamiento, el ruido de artefactos y el ruido blanco). Además de estas cuatro señales de error, también se definirán tres señales de error adicionales relacionadas con la distorsión que generan las diferentes etapas del procesado. Estas distorsiones se deben a que cada etapa del procesado, además de eliminar ruido, modifica la componente fisiológica de la señal de scanning. Para definir las diferentes señales de error se impone para todas las etapas del algoritmo, la condición de que la señal de scanning sea igual a una superposición de la señal de scanning fisiológica y de las diferentes señales de error:

$$X_{scann}(k, n) = X_{MUP}(k, n) + e_B^0(k, n) + e_D^0(k, n) + e_A^0(k, n) + e_N^0(k, n) \quad (59)$$

$$\begin{aligned} X_{t-fil}(k, n) &= X_{MUP}(k, n) + e_B^1(k, n) + e_D^1(k, n) + e_A^1(k, n) + e_N^1(k, n) \\ &\quad + d_{t-fil}^1(k, n) \end{aligned} \quad (60)$$

$$X_{align}(k, n) = X_{MUP}(k, n) + e_B^2(k, n) + e_D^2(k, n) + e_A^2(k, n) + e_N^2(k, n) + d_{t-fil}^2(k, n) \quad (61)$$

$$X_{artef}(k, n) = X_{MUP}(k, n) + e_B^3(k, n) + e_D^3(k, n) + e_A^3(k, n) + e_N^3(k, n) + d_{t-fil}^3(k, n) + d_{artef}^3(k, n) \quad (62)$$

$$\hat{X}_{MUP}^{new}(k, n) = X_{MUP}(k, n) + e_B^4(k, n) + e_D^4(k, n) + e_A^4(k, n) + e_N^4(k, n) + d_{t-fil}^4(k, n) + d_{artef}^4(k, n) + d_{s-fil}^4(k, n) \quad (63)$$

donde $e_B^p(k, n)$, $e_D^p(k, n)$, $e_A^p(k, n)$ y $e_N^p(k, n)$ son las señales de error asociadas al ruido de la línea de base, al ruido de desalineamiento, al ruido de artefactos y al ruido blanco respectivamente. Las señales $d_{t-fil}^p(k, n)$, $d_{artef}^p(k, n)$ y $d_{s-fil}^p(k, n)$ son las distorsiones asociadas a la etapa de filtrado temporal, la etapa de corrección de artefactos y la etapa de filtrado espacial respectivamente. Como se explica más adelante, la distinción entre error y distorsión permite analizar con más precisión los efectos del algoritmo. Nótese que la etapa de corrección del desalineamiento no tiene asociada una distorsión, la razón será expuesta más adelante. El superíndice p vale 0 para las señales de error de entrada al algoritmo de procesado, vale 1 para las señales de salida de la etapa de filtrado temporal, 2 para las señales de salida de la etapa de corrección del desalineamiento, 3 para las señales de salida de la etapa de corrección de artefactos, y 4 para las señales de salida del algoritmo de procesado.

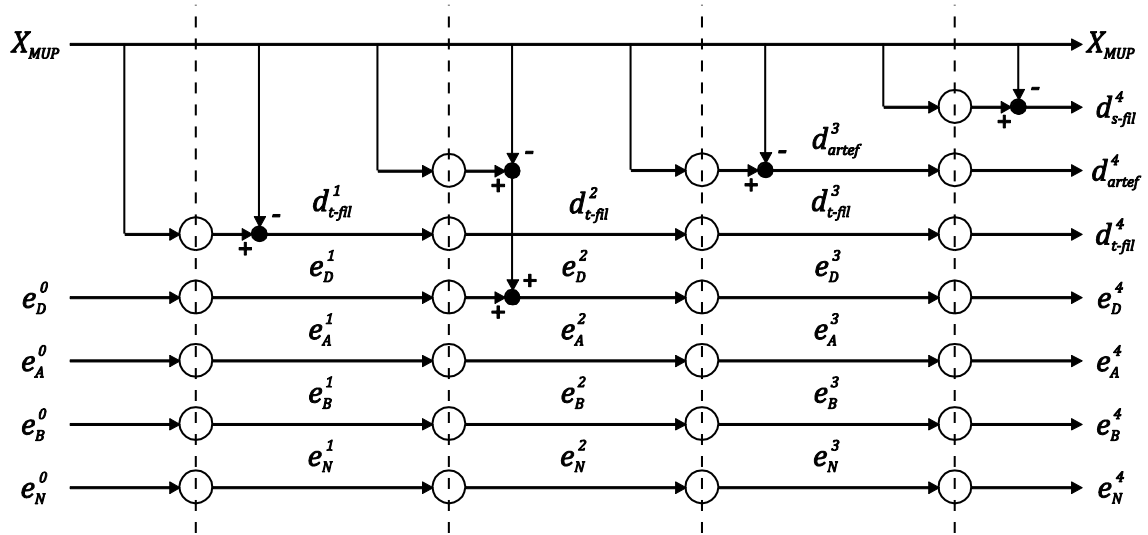


Fig. 25. Diagrama de bloques que describe las relaciones entre las señales de error de entrada y salida de las diferentes etapas del algoritmo de procesado. Los círculos blancos representan el paso de la señal por una etapa de procesado del algoritmo. Los círculos blancos situados más a la izquierda representan el paso por la primera etapa, los situados a la derecha de éstos representan el paso por la segunda etapa, los situados a la derecha de estos últimos representan el paso por la tercera etapa, y los situados en el extremo derecho de la figura representan el paso por la cuarta etapa del algoritmo de procesado. Los círculos negros representan un bloque sumador de señales.

En primer lugar definiremos las señales de error en la entrada del algoritmo de procesado. Como hemos visto, la señal de scanning de entrada al algoritmo $X_{scann}(k, n)$, puede ser representada como la suma de la señal de scanning fisiológica $X_{MUP}(k, n)$ con las diferentes señales de error. Además, en el capítulo del modelado de la señal contaminada vimos cómo se relaciona la señal de scanning fisiológica con la señal de scanning contaminada. A partir de estas dos informaciones, dadas respectivamente por las ecuaciones (59) y (40), se deducen las expresiones de las señales de error en función de las fuentes de ruido de la señal de scanning de entrada:

$$e_B^0(k, n) = B(k, n) \quad (64)$$

$$e_D^0(k, n) = X_{MUP}(k, n)_{D(k)} - X_{MUP}(k, n) \quad (65)$$

$$e_A^0(k, n) = A(k, n) \quad (66)$$

$$e_N^0(k, n) = N(k, n) \quad (67)$$

Una vez establecidas las expresiones de las señales de error de entrada del algoritmo de procesado se hará lo mismo con el resto de señales asociadas a las distintas etapas, para ello se sigue el esquema mostrado en la Fig. 25. Sabemos que si aplicamos a la señal de scanning $X_{scann}(k, n)$ la primera etapa del procesado (el filtrado en la dimensión temporal), a la salida se obtendrá $X_{t-fil}(k, n)$. Además, dado que el sistema de procesado es lineal, al aplicar de forma independiente a cada una de las señales que componen $X_{scann}(k, n)$ la primera etapa del procesado, se obtendrán un conjunto de señales cuya suma es también $X_{t-fil}(k, n)$. De esta forma podemos ver por separado cómo afecta la primera etapa del procesado a cada contribución de la señal $X_{scann}(k, n)$.

Este razonamiento puede ser aplicado a todas las etapas del algoritmo, lo que nos permite ver cómo evolucionan los diferentes errores asociados a la señal de scanning y por lo tanto hallar las expresiones de las diferentes señales de error. Las señales de error $e_B^1(k, n)$, $e_D^1(k, n)$, $e_N^1(k, n)$ y $e_A^1(k, n)$ son el resultado de aplicar la primera etapa del procesado a las señales de error $e_B^0(k, n)$, $e_D^0(k, n)$, $e_N^0(k, n)$ y $e_A^0(k, n)$ respectivamente. Así, a partir de las expresiones de las señales de error en la entrada de la primera etapa se pueden deducir las expresiones de las señales de error a la salida de la misma. Se pretende que en cada etapa la señal de scanning esté representada como la suma de las señales de error correspondientes y la señal de scanning fisiológica. Sin embargo tras aplicar a la señal fisiológica la primera etapa del procesado, la salida ya no es la propia señal de scanning fisiológica, sino que se corresponde con la expresión $X_{MUP}(k, n) * h_{BPF}(n)$. La etapa ha modificado la señal, por lo que para poder tener independizada la señal de scanning fisiológica, es necesario expresar la señal de salida como la suma de la señal de scanning fisiológica más una distorsión. Así obtenemos que:

$$d_{t-fil}^1(k, n) = X_{MUP}(k, n) * h_{BPF}(n) - X_{MUP}(k, n) \quad (68)$$

Hay que tener en cuenta que como cada etapa modifica la señal de scanning fisiológica, en principio todas ellas introducen una nueva señal distorsión cuya expresión puede ser deducida mediante el mismo razonamiento que acabamos de aplicar (como se verá, la etapa de corrección del desalineamiento es una excepción).

Ya hemos obtenido las expresiones correspondientes a las señales de error y distorsión a la salida de la primera etapa del procesado, para hacer lo mismo con la segunda etapa (la corrección del desalineamiento) repetimos el mismo procedimiento. Se aplica de forma independiente a cada señal de error y a la señal de scanning fisiológica la segunda etapa de procesado. Así, a partir de las expresiones de $e_B^1(k, n)$, $e_N^1(k, n)$, $e_A^1(k, n)$ y $d_{t-fil}^1(k, n)$, obtenemos respectivamente las de $e_B^2(k, n)$, $e_N^2(k, n)$, $e_A^2(k, n)$ y $d_{t-fil}^2(k, n)$ simplemente aplicando a las primeras la segunda etapa de procesado. La señal de error $e_D^2(k, n)$ también se define como resultado de aplicar a la señal $e_D^1(k, n)$ la segunda etapa del procesado, pero con la particularidad de que a ésta hay que sumarle la distorsión generada en esta segunda etapa:

$$e_D^2(k, n) = e_D^1(k, n)_{-\hat{D}(k)} + \left(X_{MUP}(k, n)_{-\hat{D}(k)} - X_{MUP}(k, n) \right) \quad (69)$$

Esto es así porque la distorsión y el error de desalineamiento $e_D^1(k, n)_{-\hat{D}(k)}$ no son independientes, sino que al hacer la suma de ambos se cancelan parcialmente. Hay que tener en cuenta que dado que la distorsión ha sido incluida en el error de desalineamiento $e_D^2(k, n)$, en esta segunda etapa no se genera una nueva señal distorsión que esté asociada a la misma. Así, hemos obtenido las señales de error tras la segunda etapa del procesado. Es importante señalar que durante la ejecución del experimento es necesario calcular el desalineamiento estimado $\hat{D}(k)$. El cálculo de esta señal se realiza a partir de la señal de scanning $X_{t-fil}(k, n)$ utilizando las ecuaciones (11)-(23).

Para calcular las expresiones de las señales de error tras la tercera etapa del procesado (la corrección de artefactos), se aplica de forma independiente a cada señal de error y a la señal de scanning fisiológica la tercera etapa de procesado. Así, a partir de las expresiones de $e_B^2(k, n)$, $e_D^2(k, n)$, $e_N^2(k, n)$, $e_A^2(k, n)$ y $d_{t-fil}^2(k, n)$, obtenemos aplicándoles la tercera etapa de procesado, las expresiones de $e_B^3(k, n)$, $e_D^3(k, n)$, $e_N^3(k, n)$, $e_A^3(k, n)$ y $d_{t-fil}^3(k, n)$ respectivamente. La señal distorsión generada en esta etapa es:

$$d_{artef}^3(k, n) = E_{Art}(X_{MUP}(k, n), A_{mask}(k, n)) - X_{MUP}(k, n) \quad (70)$$

donde la función $E_{Art}(X(k, n), A_{mask}(k, n))$ se define como el resultado de aplicar a una señal $X(k, n)$ las ecuaciones asociadas a la corrección de artefactos (24)-(25), utilizando la máscara de detección de artefactos $A_{mask}(k, n)$. El cálculo de la máscara de detección se realiza a partir de la señal de scanning $X_{align}(k, n)$ utilizando las ecuaciones (26)-(29).

Por último, para calcular las expresiones de las señales de error tras la cuarta etapa del procesado (el filtrado en la dimensión espacial), se aplica de forma independiente a cada señal de error y a la señal de scanning fisiológica esta última etapa. Así, a partir de las expresiones de $e_B^3(k, n)$, $e_D^3(k, n)$, $e_N^3(k, n)$, $e_A^3(k, n)$, $d_{t-fil}^3(k, n)$ y $d_{artef}^3(k, n)$ obtenemos aplicando la cuarta etapa de procesado, las expresiones de $e_B^4(k, n)$, $e_D^4(k, n)$, $e_N^4(k, n)$, $e_A^4(k, n)$, $d_{t-fil}^4(k, n)$ y $d_{artef}^4(k, n)$ respectivamente. La señal distorsión generada en esta etapa es:

$$d_{s-fil}^4(k, n) = X_{MUP}(k, n) * h_{LPF}(k) - X_{MUP}(k, n) \quad (71)$$

	$p = 0$	$p = 1$	$p = 2$	$p = 3$	$p = 4$
$e_B^p(k, n)$	$B(k, n)$	$B(k, n) * h_{BPF}(n)$	$B(k, n)_{-\hat{D}(k)} * h_{BPF}(n)$	$E_{Art}(B(k, n)_{-\hat{D}(k)} * h_{BPF}(n), A_{mask}(k, n))$	$[E_{Art}(B(k, n)_{-\hat{D}(k)} * h_{BPF}(n), A_{mask}(k, n))] * h_{LPF}(k)$
$e_D^p(k, n)$	$X_{MUP}(k, n)_{D(k)} - X_{MUP}(k, n)$	$(X_{MUP}(k, n)_{D(k)} - X_{MUP}(k, n)) * h_{BPF}(n)$	$(X_{MUP}(k, n)_{D(k)-\hat{D}(k)} - X_{MUP}(k, n)_{-\hat{D}(k)}) * h_{BPF}(n) + X_{MUP}(k, n)_{-\hat{D}(k)} - X_{MUP}(k, n)$	$E_{Art}((X_{MUP}(k, n)_{D(k)-\hat{D}(k)} - X_{MUP}(k, n)_{-\hat{D}(k)}) * h_{BPF}(n) + X_{MUP}(k, n)_{-\hat{D}(k)} - X_{MUP}(k, n), A_{mask}(k, n))$	$[E_{Art}((X_{MUP}(k, n)_{D(k)-\hat{D}(k)} - X_{MUP}(k, n)_{-\hat{D}(k)}) * h_{BPF}(n) + X_{MUP}(k, n)_{-\hat{D}(k)} - X_{MUP}(k, n), A_{mask}(k, n))] * h_{LPF}(k)$
$e_A^p(k, n)$	$A(k, n)$	$A(k, n) * h_{BPF}(n)$	$A(k, n)_{-\hat{D}(k)} * h_{BPF}(n)$	$E_{Art}(A(k, n)_{-\hat{D}(k)} * h_{BPF}(n), A_{mask}(k, n))$	$[E_{Art}(A(k, n)_{-\hat{D}(k)} * h_{BPF}(n), A_{mask}(k, n))] * h_{LPF}(k)$
$e_N^p(k, n)$	$N(k, n)$	$N(k, n) * h_{BPF}(n)$	$N(k, n)_{-\hat{D}(k)} * h_{BPF}(n)$	$E_{Art}(N(k, n)_{-\hat{D}(k)} * h_{BPF}(n), A_{mask}(k, n))$	$[E_{Art}(N(k, n)_{-\hat{D}(k)} * h_{BPF}(n), A_{mask}(k, n))] * h_{LPF}(k)$
$d_{t-ful}^p(k, n)$	-	$X_{MUP}(k, n) * (h_{BPF}(n) - \delta(n))$	$X_{MUP}(k, n)_{-\hat{D}(k)} * (h_{BPF}(n) - \delta(n))$	$E_{Art}(X_{MUP}(k, n)_{-\hat{D}(k)} * (h_{BPF}(n) - \delta(n)), A_{mask}(k, n))$	$[E_{Art}(X_{MUP}(k, n)_{-\hat{D}(k)} * (h_{BPF}(n) - \delta(n)), A_{mask}(k, n))] * h_{LPF}(k)$
$d_{artef}^p(k, n)$	-	-	-	$E_{Art}(X_{MUP}(k, n), A_{mask}(k, n)) - X_{MUP}(k, n)$	$[E_{Art}(X_{MUP}(k, n), A_{mask}(k, n)) - X_{MUP}(k, n)] * h_{LPF}(k)$
$d_{s-ful}^p(k, n)$	-	-	-	-	$[X_{MUP}(k, n)] * h_{LPF}(k) - X_{MUP}(k, n)$

Tabla 2. En esta tabla se muestran las expresiones matemáticas de las diferentes señales de error en función de las fuentes de ruido de la señal de scanning de entrada $B(k, n)$, $D(k)$, $N(k, n)$ y $A(k, n)$, de la señal de scanning fisiológica $X_{MUP}(k, n)$, y de las señales calculadas durante el procesado $\hat{D}(k)$ y $A_{mask}(k, n)$.

Mediante este procedimiento se han calculado las expresiones matemáticas correspondientes con las distintas señales de error, tales expresiones se muestran en la tabla 2.

Tal y como ya se ha explicado, todas estas señales de error que se calculan durante la ejecución del experimento arrojan mucha información sobre cómo se está comportando el nuevo algoritmo de procesado, por lo que nos permitirán realizar una evaluación del algoritmo de procesado muy detallada. Concretamente, las figuras de mérito que utilizaremos en la evaluación del algoritmo son, en primer lugar, la relación ruido señal (NSR) de las diferentes señales de error. La NSR de una señal de error expresada en dB se corresponde con la siguiente expresión:

$$NSR = 10 \log \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N e(k, n)^2}{\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N X_{MUP}(k, n)^2} \quad (72)$$

donde $e(k, n)$ es una señal de error genérica. La otra figura de mérito que se utilizará para evaluar el funcionamiento del nuevo algoritmo de procesado es la relación señal ruido (SNR) dada para cada etapa del algoritmo de procesado:

$$SNR = 10 \log \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N X_{MUP}(k, n)^2}{\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N (X(k, n) - X_{MUP}(k, n))^2} \quad (73)$$

donde la SNR está expresada en dB y $X(k, n)$ es una señal de scanning genérica.

4.3. Figuras de mérito globales

En el apartado anterior hemos descrito una serie de figuras de mérito definidas para analizar el funcionamiento del nuevo algoritmo de procesado. Sin embargo, muchas de estas figuras de mérito (en concreto todas las NSR de las señales de error) no pueden definirse en el algoritmo de procesado clásico, lo que impide replicar el análisis para dicho algoritmo. Esto es debido a que el algoritmo de procesado clásico consta de una etapa no lineal, el filtro de mediana. Recordemos que la condición de linealidad era indispensable para la correcta definición de las señales de error, y por lo tanto también de sus correspondientes NSRs. En cualquier caso, no es necesario estudiar el funcionamiento detallado del algoritmo de procesado clásico, aunque sí su rendimiento final para poder compararlo con el rendimiento del nuevo algoritmo. Para poder cuantificar el rendimiento de los dos algoritmos de procesado, es necesario establecer una serie de figuras de mérito a calcular durante la ejecución del experimento y que sean compatibles con ambos algoritmos.

Concretamente se han establecido dos figuras de mérito, la primera de ellas es la SNR de salida de ambos algoritmos de procesado. Ésta ya ha sido definido anteriormente, ya que también es utilizado para evaluación del funcionamiento del nuevo algoritmo de procesado (la diferencia es que para ello no sólo interesaba la SNR de salida, sino también la SNR de entrada a las diferentes etapas del nuevo algoritmo de procesado). Esta figura de mérito nos permitirá determinar mediante la ejecución de diferentes experimentos cuál es la eficacia con la que ambos algoritmos de procesado eliminan el ruido de la señal de scanning.

La otra figura de mérito es el error de amplitud pico-pico de la señal de scanning de salida de ambos algoritmos de procesado. El error de amplitud pico-pico, cuantifica cuánto ha variado la diferencia entre el valor máximo y mínimo de la señal de scanning de salida, tomando como referencia la señal de scanning fisiológica:

$$e_{pp}(\%) = 100 \frac{(\max(X(k, n)) - \min(X(k, n))) - (\max(X_{MUP}(k, n)) - \min(X_{MUP}(k, n)))}{(\max(X_{MUP}(k, n)) - \min(X_{MUP}(k, n)))} \quad (74)$$

El error de amplitud pico-pico da una idea de si la forma de onda de la señal de scanning se ha distorsionado durante el procesado. Esta figura de mérito es importante [4], ya que es preciso analizar si el nuevo algoritmo de procesado altera la forma de onda de la señal de scanning, recordemos que una de las motivaciones de proponer un nuevo algoritmo de procesado es el hecho de que el filtro de mediana del procesado clásico altera sensiblemente la forma de onda de la señal de scanning.

Recapitulando, en los tres últimos apartados se ha descrito el esquema de funcionamiento de un experimento simple. Durante la ejecución del experimento se genera una señal de scanning

que posteriormente se contamina con diferentes ruidos, para luego ser procesada por los dos algoritmos de procesamiento (en el caso del procesamiento clásico, esto se hace en tres ocasiones para tres valores distintos del filtro de mediana). El resultado de estos procesados es la obtención de las figuras de mérito que serán utilizadas para evaluar el sistema. Estas son las NSRs de las señales de error y las SNR de las señales de scanning para cada etapa del nuevo algoritmo de procesamiento, las SNR de las señales de scanning de salida de los distintos procesados y los errores de amplitud pico-pico también para los distintos procesados.

4.4. Descripción de los experimentos

Para poder sacar conclusiones válidas acerca del comportamiento y el rendimiento general de los dos algoritmos de procesamiento, es necesario diseñar y ejecutar diferentes conjuntos de experimentos que sean suficientemente representativos con respecto a las diferentes condiciones de ruido que puedan darse en los registros de señales de scanning-EMG reales. En este capítulo se describirán los diferentes conjuntos de experimentos ejecutados, que responden al esquema de funcionamiento descrito en capítulos anteriores, y en los que se evalúan los dos algoritmos de procesamiento para señales de scanning simuladas bajo diferentes condiciones de contaminación de la señal de scanning fisiológica.

En la ejecución de los diferentes conjuntos de experimentos se parte de 100 señales de scanning fisiológicas generadas mediante el modelo de simulación. Los parámetros del modelo utilizados para generar dichas señales son los mostrados en la Tabla 1 (cap 3.2.2). Para cada conjunto de experimentos, las 100 señales de scanning fisiológicas son contaminadas con las diferentes fuentes de ruido del modelo de señal de scanning contaminada, cada una de ellas es contaminada en 10 realizaciones independientes. Cabe señalar que los parámetros del modelo de contaminación de la señal de scanning utilizados son iguales para todos los experimentos pertenecientes al mismo conjunto (como veremos más adelante variarán de unos conjuntos de experimentos a otros). De esta forma, cada conjunto de experimentos consta de 100 x 10 experimentos simples, y en cada uno de ellos se procesa mediante los diferentes algoritmos una de las 100 x 10 señales de scanning generadas. A su vez, la evaluación de cada experimento simple dará lugar a la obtención de las diferentes figuras de mérito descritas en el capítulo anterior.

Tanto el nuevo algoritmo de procesamiento como el algoritmo de procesamiento clásico utilizan una serie de parámetros de funcionamiento que es necesario establecer de cara a la ejecución de los diferentes experimentos diseñados. Los parámetros de funcionamiento que se utilizarán para el nuevo algoritmo de procesamiento son los mostrados en la Tabla 3.

Además de los parámetros mostrados en la tabla, es necesario establecer la respuesta en frecuencia de los dos filtros que se utilizan en el nuevo algoritmo de procesamiento. El filtro en la dimensión temporal utilizado en la primera etapa del procesamiento es un filtro paso-alto ideal, que únicamente elimina la componente continua de la señal de scanning. El filtro en la dimensión espacial utilizado en la cuarta etapa del procesamiento, es un filtro paso-bajo ideal con frecuencia de corte normalizada igual a 0.13. En cuanto a los parámetros de funcionamiento utilizados para el algoritmo de procesamiento clásico, dado que la primera etapa de dicho algoritmo, es la misma que la primera etapa del nuevo algoritmo de procesamiento, en este caso también se utilizará un filtro temporal paso-alto que elimine la componente continua. El otro parámetro que se utiliza en el algoritmo de procesamiento clásico es el valor

del filtro de mediana, el cual, como se ha explicado en los capítulos anteriores toma un valor diferente (3, 5 y 7 muestras) para cada una de la tres veces que se utiliza el algoritmo durante la ejecución de cada experimento simple.

También es necesario establecer cuáles son los parámetros del modelo de contaminación de la señal de scanning elegidos para los diferentes conjuntos de experimentos. Estos parámetros en general variarán de unos conjuntos de experimentos a otros, sin embargo algunos de ellos, que son comunes para todos los conjuntos de experimentos, se muestran en la Tabla 4. En concreto, son los parámetros relacionados con el modelado del ruido de la línea de base.

Los parámetros del modelo de contaminación de la señal de scanning que sí varían durante la ejecución de los diferentes conjuntos de experimentos son cuatro. El primero es la relación señal-ruido S_N , que establece la cantidad de ruido AWGN que se añade a la señal de scanning fisiológica. El segundo es la semianchura de la distribución de probabilidad del desalineamiento W , relacionado con la cantidad de ruido de desalineamiento añadido a la señal de scanning. El tercero es la probabilidad de artefacto p_A , relacionado con la cantidad de ruido de artefactos añadida a la señal de scanning. El último parámetro es la relación señal-ruido S_B , relacionado con la cantidad de ruido de línea de base añadida a la señal de scanning. Cada conjunto de experimentos está asociado a una combinación concreta de valores de estos parámetros.

Se llevarán a cabo cuatro grandes bloques de experimentos en los cuales se varía cada uno de los parámetros de contaminación de la señal de scanning mientras los otros tres permanecen constantes. En el primer bloque de experimentos se variará el parámetro S_N desde un valor de 15 dB hasta un valor de 33 dB, en saltos de 3 dB. En el segundo bloque se variará el parámetro W desde un valor de 0 muestras hasta un valor de 4 muestras, en saltos de 0.5 muestras. En el tercer bloque se variará el parámetro p_A desde un valor de 0.1 hasta un valor de 0.7 en saltos de 0.1. Y en el último bloque se variará el parámetro S_B desde un valor de 6 dB hasta un valor de 24 dB en saltos de 3 dB. Para cada bloque, los parámetros que permanecen constantes pertenecen a la siguiente combinación de parámetros utilizada como referencia: $\{S_N = 24 \text{ dB}; W = 1.5 \text{ muestras}; p_A = 0.4; S_B = 15 \text{ dB}\}$.

Parámetro	Valor
u_1	0.2
u_2	0.5
U_A	0.5
N_d	11
d	8
N_a	13
Umb	0.5

Tabla 3

Parámetro	Valor
M	5
f_0	$N/1244$
C_0	1
C_1	0.8
C_2	0.8
C_3	0.7
C_4	0.4
C_5	0.3

Tabla 4

5.Resultados

En este capítulo se muestran los resultados obtenidos tras la ejecución de los diferentes experimentos descritos en el capítulo anterior. Concretamente, en un primer apartado se detallan los resultados dados para los parámetros de contaminación de la señal de scanning de referencia, y en un segundo apartado se muestran los resultados obtenidos cuando se varían los diferentes parámetros de contaminación de la señal de scanning.

5.1. Resultados para los parámetros de referencia

En primer lugar se mostrarán los resultados obtenidos a partir de la ejecución del conjunto de experimentos de referencia, es decir, de aquel conjunto de experimentos cuyos parámetros de contaminación de la señal de scanning fisiológica son: $\{S_N = 24 \text{ dB}; W = 1.5 \text{ muestras}; p_A = 0.4; S_B = 15 \text{ dB}\}$. Estos parámetros pretenden emular condiciones de ruido típicas para registros de señales de scanning-EMG reales.

En la Fig. 31 se muestran los resultados en cuanto a SNR y NSR en las diferentes etapas del nuevo algoritmo de procesamiento para el conjunto de experimentos de referencia. Se observa que la SNR de la señal de scanning aumenta tras el paso por cada etapa del nuevo algoritmo de procesamiento, lo que quiere decir que todas las etapas del algoritmo reducen el ruido existente en la señal de scanning de forma significativa. Observamos que, tras la primera etapa del procesamiento (filtrado paso alto en la dimensión temporal), la única NSR que se reduce apreciablemente es la asociada al ruido de la línea de base (Fig. 31(e)). La segunda etapa del procesamiento (corrección del desalineamiento) reduce únicamente la NSR del desalineamiento (Fig. 31(e)). La tercera etapa (corrección de artefactos) reduce de forma drástica la NSR de artefactos (Fig. 31(f)), y también de forma menos evidente la NSR de línea de base. Por último, la cuarta etapa del procesamiento (filtrado paso bajo en el dominio espacial) reduce de forma significativa la NSR de todas las fuentes de contaminación.

A la salida del nuevo algoritmo de procesamiento, la componente de ruido más significativa y que, por lo tanto, más contribuye a la SNR de salida es el desalineamiento, ya que es la que presenta un valor de NSR más alto (NSR $\sim -25.65 \text{ dB}$). La NSR de ruido blanco, que es la segunda fuente más significativa (NSR $\sim -32.00 \text{ dB}$), es notablemente más baja que la NSR de desalineamiento. La NSR de artefactos es a la salida la más baja de todas (NSR $\sim -37.26 \text{ dB}$), a pesar de que a la entrada del procesamiento era la NSR que presentaba valores más altos. La NSR de línea de base también es a la salida muy baja (NSR $\sim -36.07 \text{ dB}$). En cuanto a la distorsión generada por las diferentes etapas del procesamiento, el filtrado temporal es el que introduce una distorsión de valores más altos (NSR $\sim -37.45 \text{ dB}$), aunque no lo suficiente como para contribuir de forma significativa a la SNR final. La distorsión introducida por eliminación de artefactos se puede considerar despreciable a la salida del algoritmo (NSR $\sim -58.38 \text{ dB}$). Cabe señalar que el filtro en la dimensión espacial reduce la distorsión introducida en la etapa de eliminación de artefactos. La distorsión generada por el filtrado espacial es también muy baja (NSR $\sim -44.08 \text{ dB}$), aunque superior a la distorsión debida a la eliminación de artefactos.

En la Fig. 32 se muestran los resultados de los diferentes algoritmos de procesamiento en cuanto a error en la amplitud pico-pico, SNR final y ganancia de SNR para el conjunto de experimentos de referencia. Nótese que, para una cierta señal de scanning, la SNR final es la SNR de la señal de scanning a la salida del algoritmo de procesamiento y la ganancia de SNR es la diferencia entre la SNR final obtenida con el nuevo algoritmo de procesamiento y la SNR final obtenida con el procesamiento clásico, esto es, la mejora relativa que proporciona el uso del nuevo algoritmo.

Como se observa en la figura, el error en la amplitud pico-pico presenta en general valores más próximos a cero para el nuevo algoritmo de procesamiento que para el algoritmo de procesamiento clásico (Fig. 32 (a)). Además, para el algoritmo de procesamiento clásico, el error de amplitud pico-pico se vuelve más negativo cuando el valor del filtro de mediana elegido

es mayor, existiendo valores de hasta casi un -15% para un filtro de mediana de orden 7, coincidentes con lo observado en la literatura [4]. También se observa que para un orden del filtro de mediana de 3 se dan en muchas de las realizaciones de los experimentos errores de amplitud pico-pico muy altos, hasta de casi 30% en algunos casos. La SNR final es significativamente mayor para el nuevo algoritmo de procesamiento que para el procesamiento clásico, aun cuando el orden del filtro de mediana es de 7 (Fig. 32(b)) (nótese que la SNR final mostrada en esta figura para el nuevo algoritmo de procesamiento es la misma que la mostrada en la Fig. 31(a) para el caso $p = 4$). Para el algoritmo de procesamiento clásico, cuanto mayor es el orden del filtro de mediana mayores son los valores de SNR final obtenidos. Las ganancias de SNR obtenidas en las diferentes realizaciones son siempre positivas, mayores cuanto menor es el orden del filtro de mediana utilizado en el algoritmo de procesamiento clásico (Fig. 32 (c)), lo que quiere decir que, prácticamente en la totalidad de las realizaciones, la SNR obtenida con el nuevo algoritmo de procesamiento ha sido superior a la obtenida con el algoritmo de procesamiento clásico.

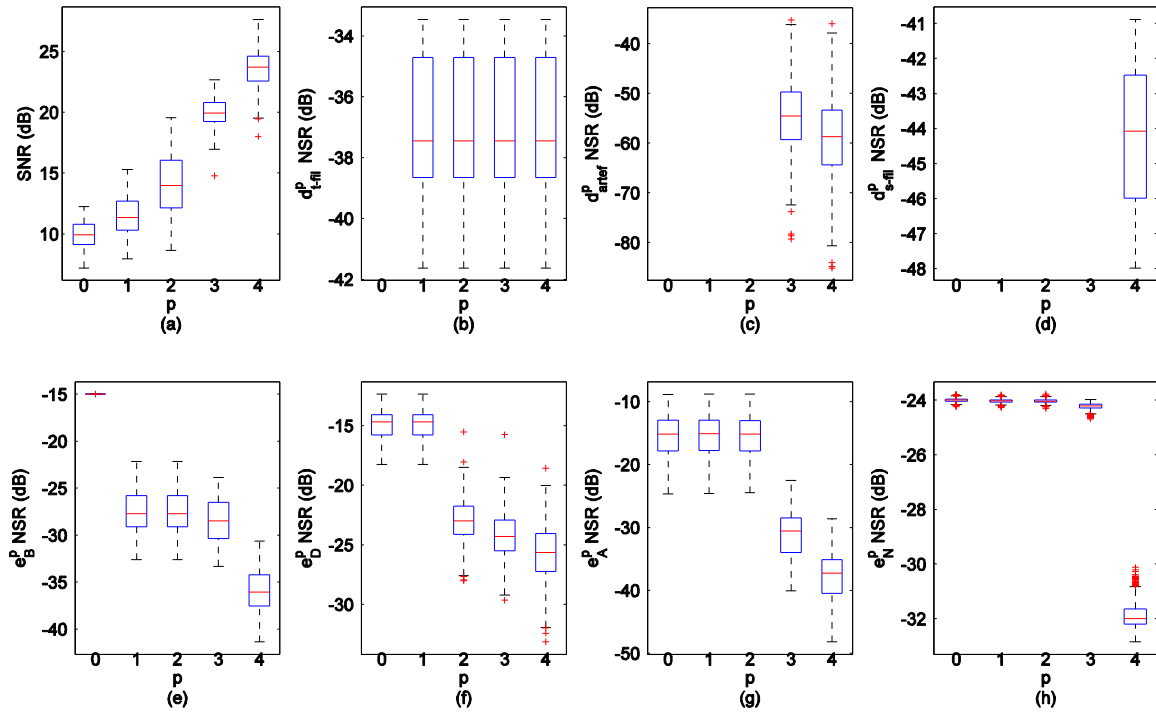


Fig. 31. Resultados obtenidos en las diferentes etapas del nuevo algoritmo de procesamiento para los parámetros de referencia. En cada diagrama de cajas se representan los resultados de 100×10 realizaciones de un experimento simple. A la entrada de la primera etapa del algoritmo de procesamiento ($p = 0$), a la entrada de la segunda etapa ($p = 1$), a la entrada de la tercera etapa ($p = 2$), a la entrada de la cuarta etapa ($p = 3$) a la salida del algoritmo de procesamiento ($p = 4$). (a) SNR, (b) NSR de la señal de error de artefactos, (c) NSR de la señal de error de ruido blanco, (d) NSR de la señal de error de línea de base, (e) NSR de la señal de error de alineamiento, (f) NSR de la señal distorsión del filtrado temporal, (g) NSR de la señal de distorsión de la corrección de artefactos, (h) NSR de la señal distorsión del filtrado espacial.

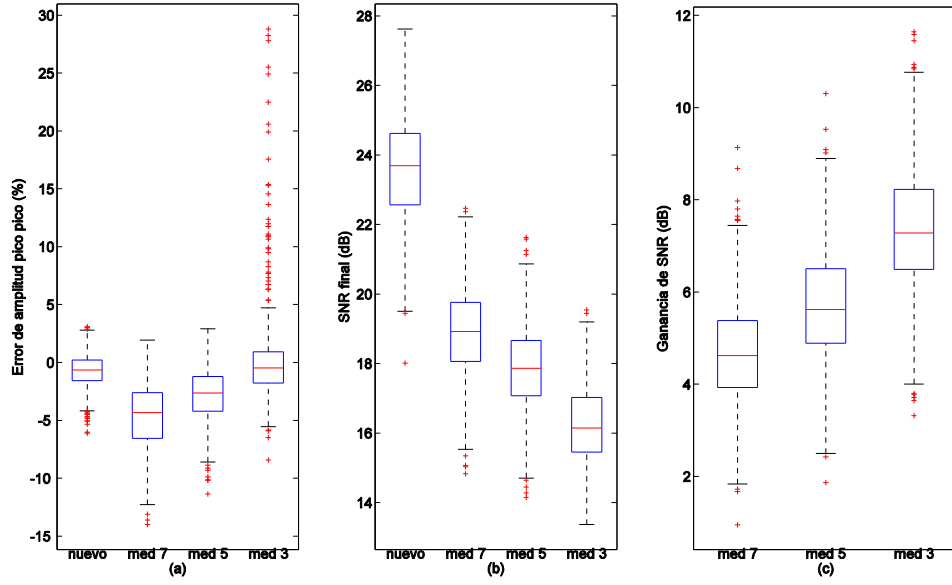


Fig. 32. Resultados del rendimiento los diferentes algoritmos de procesamiento utilizando los parámetros de referencia. En cada diagrama de cajas se representan los resultados de 100 x 10 realizaciones de un experimento simple. En concreto se muestran los resultados para el nuevo algoritmo de procesamiento (nuevo) y para el algoritmo de procesamiento clásico, este último para los diferentes valores del filtro de mediana (med 7, med 5 y med 3, para 7, 5 y 3 muestras respectivamente). (a) Error de amplitud pico-pico, (b) SNR a la salida de cada algoritmo de procesamiento, (c) Ganancia de SNR del nuevo algoritmo de procesamiento con respecto al algoritmo de procesamiento clásico para los tres valores del filtro de mediana (med 7, med 5 y med 3, para 7, 5 y 3 muestras respectivamente).

5.2. Resultados variando los parámetros de contaminación

En este apartado se muestran los resultados obtenidos para los diferentes conjuntos de experimentos ejecutados, en los que se varía uno de los parámetros de contaminación de la señal de scanning mientras los otros permanecen constantes.

En la Fig. 33 y 34 se muestran los resultados obtenidos para de las NSRs de las diferentes señales de error y distorsiones, dadas a la salida del nuevo algoritmo de procesamiento para cada uno de los conjuntos de experimentos diseñados. En el caso de la variación de la relación señal-ruido del ruido blanco (S_N), se observa que existe una dependencia lineal entre la NSR del ruido blanco y el valor de S_N . Se cumple que la mediana de los valores de NSR de ruido blanco está situada aproximadamente unos 8 dB por debajo del valor $-S_N$ (el cual recordemos se expresa en dB, el signo menos es porque se trata de una relación señal-ruido, y no de una relación ruido-señal) (Fig. 33 (d)). La NSR de los demás tipos de ruido no dependen de S_N , a excepción de la NSR de línea de base, para la cual, si S_N es baja se mantiene constante, pero sólo hasta un cierto valor de S_N , a partir del cual la NSR de línea de base empieza a aumentar (Fig. 33 (a)). Otro aspecto importante es que la NSR de distorsión por eliminación de artefactos es pequeña y permanece constante para valores bajos de S_N ; sin embargo a partir de un cierto valor, la NSR empieza a incrementarse bruscamente (Fig. 34 (b)).

En el estudio de la dependencia respecto de la probabilidad de artefactos (p_A), se observa que cuanto mayor es el valor de p_A , mayores son los valores de NSR de artefactos obtenidos (Fig. 33 (g)). Asociado al aumento de p_A también aumentan, aunque no de forma

tan drástica, la NSR de línea de base, la NSR de desalineamiento y la NSR de ruido blanco (Fig. 33 (e), (f) y (h)). Además, conforme aumenta el valor de p_A aumenta la NSR de distorsión por eliminación de artefactos (Fig. 34 (e)).

Al estudiar la influencia de la anchura de la distribución de probabilidad del desalineamiento (W) en la calidad del procesado, se observa que cuanto mayor es el valor de W , mayores son los valores de NSR de desalineamiento obtenidos (Fig. 33 (j)), en cambio las NSR asociadas al resto de fuentes de ruido apenas varían (Fig. 33 (i), (k) y (l)). Al aumentar el valor del parámetro W también aumenta la NSR de distorsión por eliminación de artefactos (Fig. 34 (h)).

Finalmente se analiza la repercusión de relación señal-ruido de línea de base (S_B). Se puede observar que la NSR de línea de base y el valor de S_B presentan una dependencia lineal, de tal forma que la mediana de los valores de NSR de línea de base está situada aproximadamente unos 21 dB por debajo del valor $-S_B$ (Fig. 33 (m)). La NSR de ruido blanco también aumenta para valores altos de S_B (Fig. 33 (o)). Un aumento del valor de S_B se corresponde con valores más altos de la NSR de distorsión por eliminación de artefactos (Fig. 34 (k)).

En la Fig. 35 se muestran los resultados obtenidos en cada uno de los conjuntos de experimentos diseñados para las SNR finales del nuevo algoritmo de procesado y las ganancias de SNR del nuevo algoritmo con respecto al algoritmo de procesado clásico.

En la Fig. 35 (a) observamos que para valores altos de S_N , si se varía dicho parámetro, la SNR final del nuevo algoritmo de procesado permanece constante, sin embargo para valores de S_N por debajo de los 24 dB, la SNR final comienza a disminuir ligeramente. Si el valor de S_N es suficientemente bajo, entonces la SNR final disminuye de forma aún más drástica (Fig. 35 (a)). También podemos observar que si se incrementa el valor del parámetro p_A , entonces la SNR final del nuevo algoritmo de procesado se hace más pequeña (Fig. 35 (e)). La SNR final disminuye notablemente conforme aumenta el valor de W (Fig. 35 (i)). Finalmente observamos que para valores altos del parámetro S_B , la SNR final no depende del valor de S_B , sin embargo para valores suficientemente bajos, la SNR final comienza a descender cuando se decremente el valor de S_B (Fig. 35 (m)).

En general, las ganancias de SNR obtenidas en los experimentos son mayores cuanto menor es el orden del filtro de mediana utilizado en el algoritmo de procesado clásico. Estas ganancias son positivas en la práctica totalidad de los experimentos ejecutados, y para cualquier valor del filtro de mediana. Sin embargo sí que se observa que para valores de S_N muy bajos, existe una cantidad de casos no despreciable en los que las ganancias de SNR obtenidas son negativas (Fig. 35 (b) (c) y (d)), algunos de ellos con valores de ganancia muy inferiores a cero. También podemos ver que la ganancia de SNR disminuye ligeramente conforme aumenta p_A (Fig. 35 (f) (g) y (h)), sin embargo aún para valores de p_A de 0.7, la ganancia de SNR sigue siendo positiva en la inmensa mayoría de las realizaciones. Para valores de W pequeños, la ganancia de SNR en general se incrementa conforme W aumenta, sin embargo a partir de un cierto valor de W (de aproximadamente 2 muestras), la ganancia se estabiliza y deja de aumentar conforme aumenta W (Fig. 35 (j) (k) y (l)). Para valores altos del parámetro S_B , cuando éste varía, la ganancia de SNR permanece más o menos constante. Sin embargo para valores de S_B suficientemente bajos, podemos observar cómo la ganancia de SNR comienza a descender (Fig. 35 (n) (ñ) y (o)). Estas relaciones generales se cumplen para los tres valores del filtro de mediana.

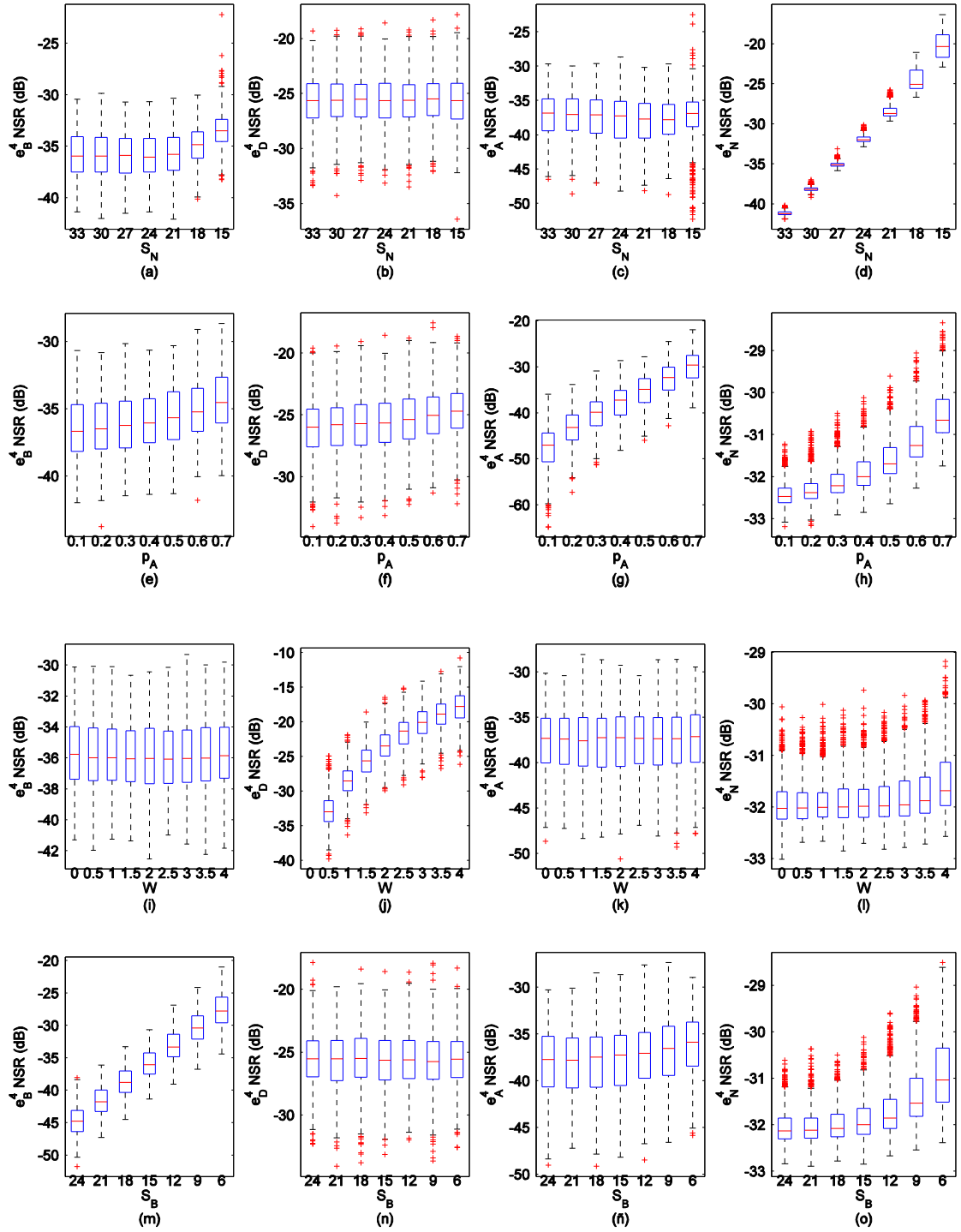


Fig. 33. Resultados obtenidos acerca de las NSRs de las señales de error a la salida del nuevo algoritmo de procesamiento para los diferentes conjuntos de experimentos. En cada diagrama de cajas se representan los resultados de 100 x 10 realizaciones de un experimento simple. En cada caso se ha variado uno de los parámetros de contaminación de la señal de scanning, mientras los otros tres toman los valores de referencia. Variando el parámetro S_N : (a) NSR de la señal de error de artefactos (b) NSR de la señal de error de ruido blanco, (c) NSR de la señal de error de línea de base, (d) NSR de la señal de error de alineamiento. (e), (f), (g) y (h) Ídem que (a), (b), (c) y (d) ahora variando p_A . (i), (j), (k) y (l) Ídem, ahora variando W . (m), (n), (ñ) y (o) Ídem, ahora variando S_B .

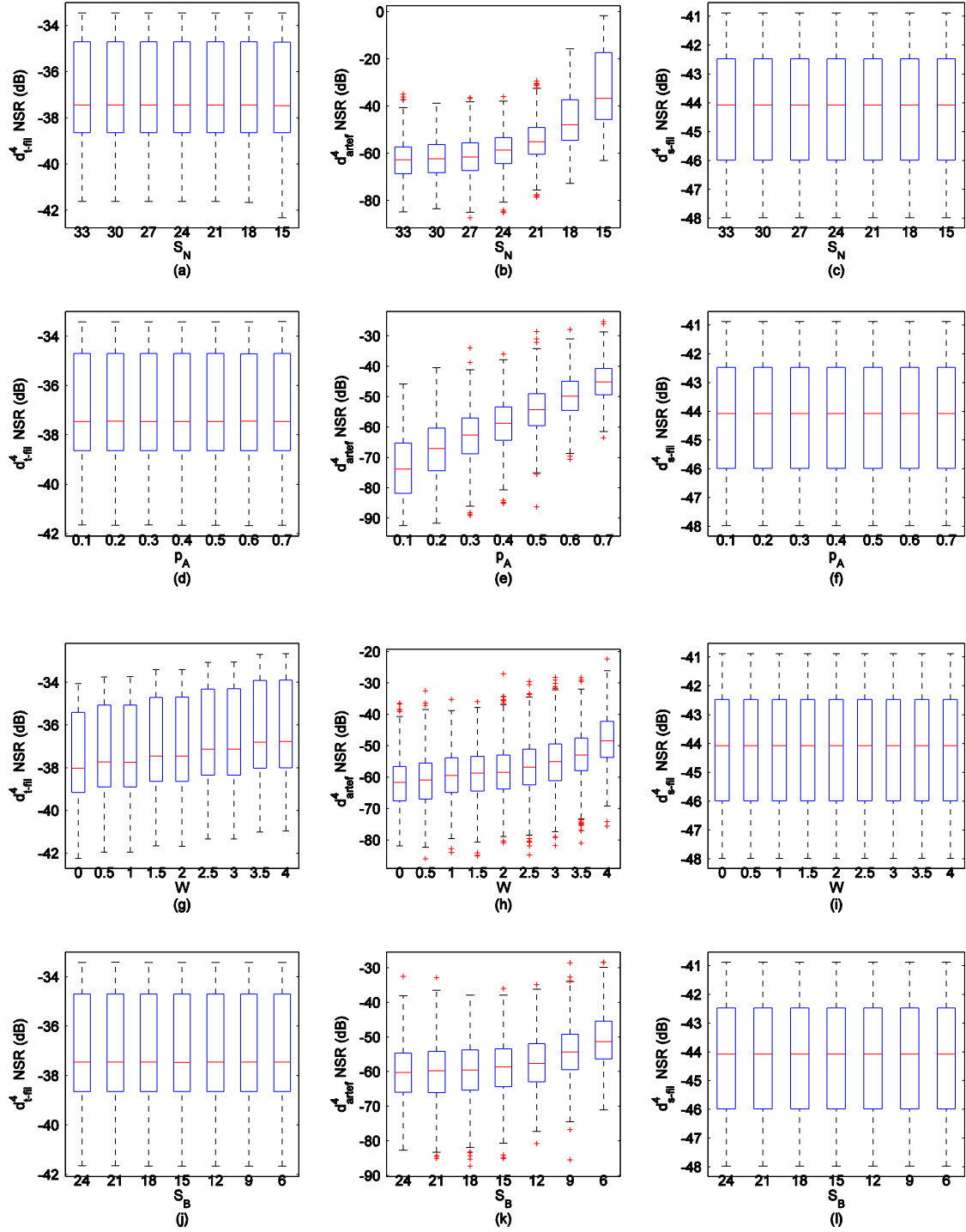


Fig. 34. Resultados obtenidos acerca de las NSRs de las señales distorsión a la salida del nuevo algoritmo de procesamiento para los diferentes conjuntos de experimentos. En cada diagrama de cajas se representan los resultados de 100 x 10 realizaciones de un experimento simple. En cada caso se ha variado uno de los parámetros de contaminación de la señal de scanning, mientras los otros tres toman los valores de referencia. Variando el parámetro S_N : (a) NSR de la señal distorsión del filtrado temporal, (b) NSR de la señal de distorsión de la corrección de artefactos, (c) NSR de la señal distorsión del filtrado espacial. (d), (e) y (f) Ídem que (a), (b) y (c) ahora variando p_A . (g), (h) y (i) Ídem, ahora variando W . (j), (k) y (l) Ídem, ahora variando S_B .

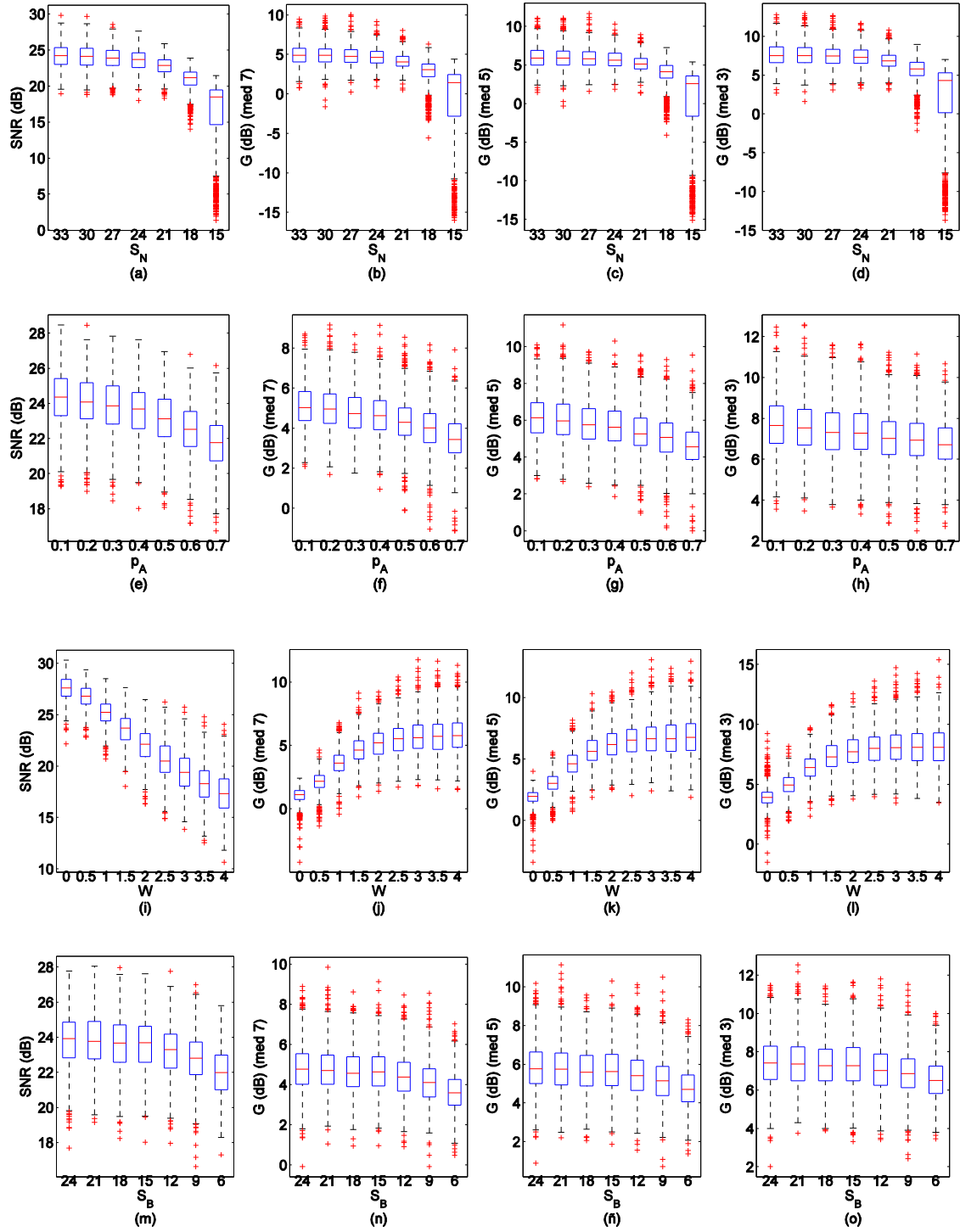


Fig. 35. Resultados obtenidos acerca del rendimiento de los diferentes algoritmos de procesamiento para los diferentes conjuntos de experimentos. En cada diagrama de cajas se representan los resultados de 100 x 10 realizaciones de un experimento simple. En cada caso se ha variado uno de los parámetros de contaminación de la señal de scanning, mientras los otros tres toman los valores de referencia (a) SNR a la salida del nuevo algoritmo de procesamiento variando S_N , (b), (c) y (d) Ganancia de SNR del nuevo algoritmo de procesamiento con respecto al algoritmo de procesamiento clásico para los valores del filtro de median 7, 5 y 3 respectivamente, variando S_N (e), (f), (g) y (h) Ídem que (a), (b), (c) y (d) ahora variando p_A . (i), (j), (k) y (l) Ídem, ahora variando W . (m), (n), (ñ) y (o) Ídem, ahora variando S_B .

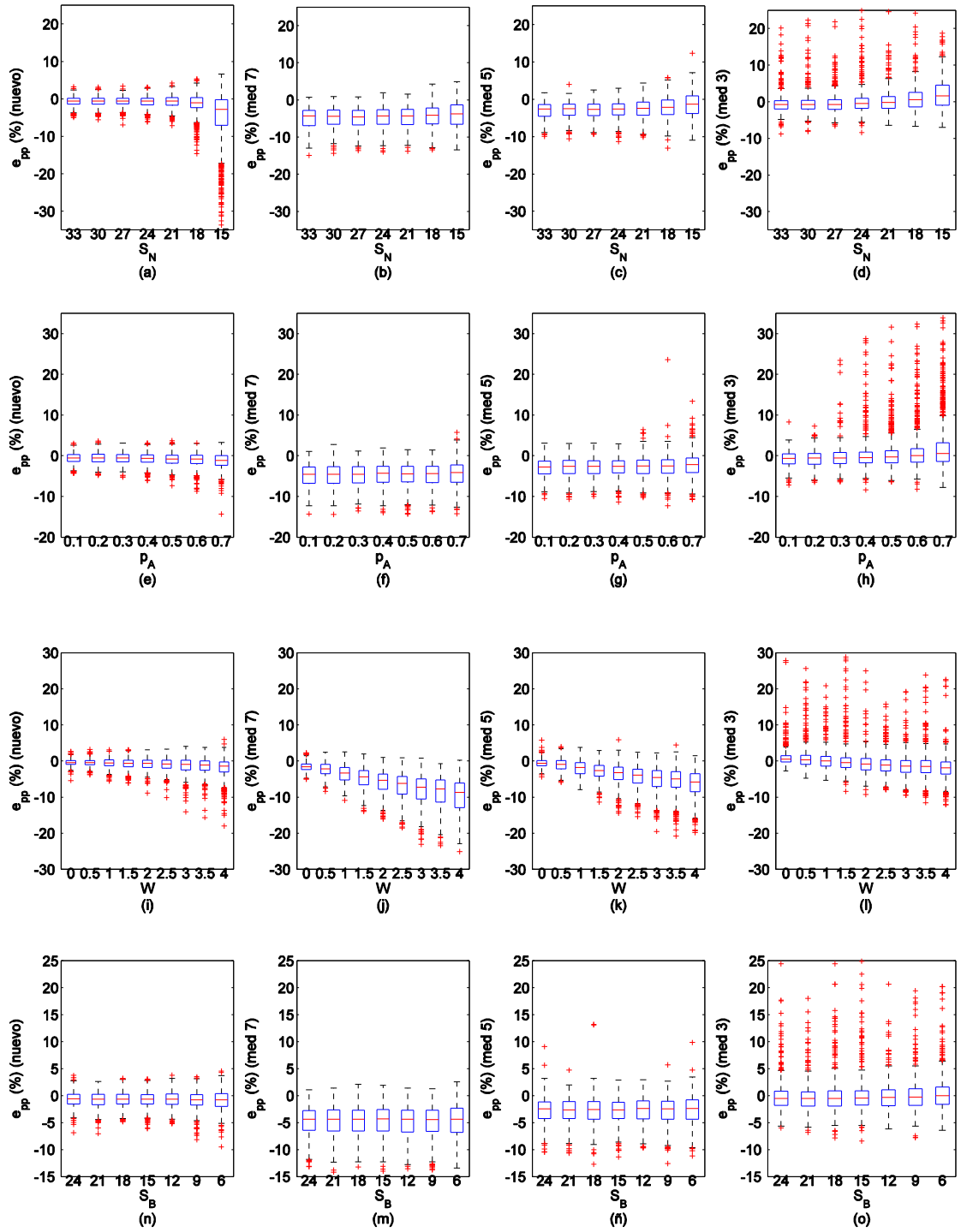


Fig. 36. Resultados obtenidos acerca del error de amplitud pico-pico de los diferentes algoritmos de procesado para los diferentes conjuntos de experimentos. En cada diagrama de cajas se representan los resultados de 100×10 realizaciones de un experimento simple. En cada caso se ha variado uno de los parámetros de contaminación de la señal de scanning, mientras los otros tres toman los valores de referencia. Variando el parámetro S_N : (a) Para el nuevo algoritmo de procesado, (b), (c) y (d) para el algoritmo de procesado clásico con valores del filtro de mediana 7, 5 y 3 respectivamente. (e), (f), (g) y (h) Ídem que (a), (b), (c) y (d) ahora variando p_A . (i), (j), (k) y (l) Ídem, ahora variando W . (m), (n), (ñ) y (o) Ídem, ahora variando S_B .

En la Fig. 36 se muestran los resultados obtenidos para los diferentes algoritmos de procesado, acerca del error en la amplitud pico-pico dada en cada uno de los conjuntos de experimentos diseñados. Los resultados mostrados en la figura permitirán en la discusión comparar cuánto se distorsiona la forma de onda de la señal de scanning para ambos algoritmos de procesado. Cabe destacar cómo el error de amplitud pico-pico es más próximo a cero en el nuevo algoritmo de procesado para prácticamente todos los conjuntos de experimentos realizados. Esto implica una estimación de las amplitudes con menor sesgo y menor variabilidad para el nuevo algoritmo. En el único caso que esto no se cumple es cuando el valor del parámetro S_N es muy bajo, en esa situación se producen para el nuevo algoritmo de procesado errores de amplitud pico-pico muy negativos (Fig. 36 (a)). En el caso del algoritmo de procesado clásico, cuanto mayor es el orden del filtro de mediana utilizado, más negativos son los errores de amplitud pico-pico obtenidos, observamos cómo los errores más negativos se dan para un filtro de mediana de orden 7. Además, conforme aumenta el valor de W , más negativos son los errores de amplitud pico-pico para el algoritmo de procesado clásico (Fig. 36 (j) (k) y (l)). Esto es especialmente evidente cuando se utiliza el filtro de mediana de orden 7 (Fig. 36 (l)). En cambio, para el nuevo algoritmo de procesado apenas aumenta el error de amplitud pico-pico, aun cuando W es muy alto (Fig. 36 (i)). Otro resultado relevante es que cuando se utiliza un filtro de mediana de orden 3, se dan muchos errores de amplitud pico-pico de valores muy altos, la única situación en la que para un orden del filtro de mediana de 3 esto no ocurre es cuando la probabilidad de artefactos es baja (Fig. 36 (h)). Para un orden del filtro de mediana de 5 también se dan estos errores de amplitud pico-pico de valor muy positivo, aunque en menor medida y sólo si la probabilidad de artefactos es más alta que 0.4 (Fig. 36 (g)).

6.Discusión

En capítulos anteriores se han descrito diferentes experimentos diseñados con el objetivo de analizar el comportamiento y el rendimiento tanto del nuevo algoritmo de procesado como del algoritmo de procesado clásico. En este capítulo se analizará la información presentada en los resultados para extraer conclusiones acerca del funcionamiento de cada una de las etapas del nuevo algoritmo de procesado, además de comparar el rendimiento de los dos algoritmos de procesado. Por último se explicarán cuáles son las limitaciones y las ventajas más importantes de los dos algoritmos.

6.1. Funcionamiento de la primera etapa

La primera etapa del algoritmo de procesamiento consiste en un filtrado de la señal de scanning en el dominio temporal. En dicha etapa sólo se atenúa el ruido de línea de base, ya que en los resultados era evidente que la NSR de línea de base es la única que se ve reducida (aproximadamente unos 13 dB) tras el paso por esta etapa, (Fig. 31(e)). Esto se debe a que en los experimentos ejecutados el filtro utilizado para esta primera etapa es de tipo paso-alto, lo que supone que lo único que se está eliminando son las variaciones temporales lentas de la señal en el dominio temporal asociadas al ruido de la línea de base. Cabe señalar que, de forma genérica, el filtrado temporal propuesto para la primera etapa del nuevo algoritmo de procesamiento es de tipo paso banda, y que es la frecuencia de muestreo elegida para las señales de scanning simuladas utilizadas en los experimentos la que obliga a que el filtrado sea de tipo paso alto. Si la frecuencia de muestreo de la señal de scanning fuera más alta, sería posible utilizar un filtrado de tipo paso banda sin distorsionar la forma de onda de la señal de scanning, lo que supondría poder reducir el nivel de ruido blanco de la señal de scanning, además del ruido de línea de base. Sin embargo, este extremo no se ha sometido a estudio experimental.

En la implementación de este proyecto, el tipo de filtro elegido únicamente elimina la componente de continua de cada traza perteneciente a la señal de scanning. Si eliminamos más componentes de baja frecuencia además de la continua aumentaría la capacidad del filtro para eliminar el ruido de línea de base; sin embargo, dado que la señal de scanning fisiológica tiene componentes de baja frecuencia significativas para todas las frecuencias excepto para la componente continua, eliminar más componentes supondría eliminar componentes de baja frecuencia significativas de la señal de scanning fisiológica. Esto supone que la forma de onda de la señal de scanning se vería alterada, lo que se traduce en un incremento no despreciable de distorsión por filtrado en la dimensión temporal. Para la señal de scanning de salida del algoritmo (señal restaurada), este tipo de distorsión ya es la más significativa de las tres distorsiones definidas, por lo que es desaconsejable eliminar más componentes de baja frecuencia. Este argumento cobra más fuerza aún si tenemos en cuenta que la señal de scanning de salida del algoritmo de procesamiento presenta, en las condiciones dadas por los parámetros de referencia, unos niveles de ruido de línea de base bajos si se comparan con el ruido más significativo, que es el de desalineamiento.

6.2. Funcionamiento de la segunda etapa

La segunda etapa del nuevo algoritmo de procesamiento consiste en corregir en desalineamiento de la señal de scanning. En dicha etapa únicamente se atenúa el ruido de desalineamiento como atestiguan los resultados, donde se ve cómo la única NSR que se reduce de forma apreciable es la de desalineamiento (Fig. 31(f)). Hay que tener en cuenta que esta etapa introduce un cierto desplazamiento temporal a cada traza de la señal de scanning, por lo que la energía de los diferentes tipos de ruido no varía y, por lo tanto, sus correspondientes NSR tampoco. El hecho de que la NSR de desalineamiento se vea reducida se debe a que la señal de distorsión asociada a la segunda etapa del procesamiento se suma a la señal de error del ruido de desalineamiento (ver Fig. 25). Estas dos señales no son independientes sino que al sumarse se cancelan parcialmente, lo que produce que la energía del desalineamiento se atenúe tras el paso por esta etapa. Cuanto mejor sea la estimación

del desalineamiento $\hat{D}(k)$, más exacta será la cancelación de estas dos señales y por lo tanto mayor será la reducción de la energía del ruido de desalineamiento. La eficacia con la que se estima $\hat{D}(k)$ depende de la cantidad de artefactos superpuestos en la zona de la señal de scanning donde está presente el MUP de la unidad motora, por lo tanto un aumento de la probabilidad de artefactos p_A supone en general una menor reducción de la energía del ruido de desalineamiento (ver Fig. 33(f)).

Otro aspecto importante es que la energía del ruido de desalineamiento depende del nivel de desalineamiento que presente la señal de scanning a la entrada del algoritmo (modelado por el parámetro W). Hay que tener en cuenta que cuanto mayor sea la energía de la señal de desalineamiento $D(k)$, más imprecisa será la estimación de $\hat{D}(k)$ y por lo tanto mayor será la energía del error de desalineamiento a la salida de la etapa de corrección del desalineamiento. Esto implica que un mayor desalineamiento de la señal de scanning a la entrada del algoritmo supone una mayor energía de ruido de desalineamiento a la salida del algoritmo de procesado (ver Fig. 33(j)).

6.3. Funcionamiento de la tercera etapa

La tercera etapa del nuevo algoritmo de procesado consiste en la corrección de los artefactos presentes en la señal de scanning. Esta etapa, además de reducir drásticamente la energía del ruido de artefactos, también reduce apreciablemente la energía de otros tipos de ruido. En primer lugar, reduce ligeramente la energía del ruido de línea de base (Fig. 31(e)). Esto probablemente sea debido a que en aquellas posiciones espacio-temporales donde la señal de scanning presente ruido de línea de base excesivo se puede llegar a activar la máscara de detección de artefactos. Esto a su vez conlleva que el algoritmo corrija la señal en dichas posiciones y que, por lo tanto, elimine (parcial o totalmente) la línea de base que esté presente en las mismas.

En segundo lugar, reduce de forma apreciable el nivel del ruido de desalineamiento (Fig. 31(f)), lo que puede ser debido a dos mecanismos diferenciados. El primero de ellos se basa en que la existencia de artefactos contaminando la zona de la señal de scanning en donde el MUP de la unidad motora está presente puede producir fallos en la estimación del desalineamiento. Esto implica que la etapa de corrección del desalineamiento puede no corregir correctamente el desalineamiento en todas las posiciones de la señal de scanning. Sin embargo, dado que para estas posiciones existen artefactos contaminando la señal de scanning, la máscara de detección de artefactos se activará, y se forzará la corrección de dichas posiciones. Hay que recordar que la corrección consiste en la sustitución del valor tomado por la señal en las posiciones contaminadas por una interpolación lineal de trazas adyacentes no contaminadas (y que por lo tanto presentan un desalineamiento pequeño) lo que implica que el ruido de desalineamiento se reduzca. El otro mecanismo consiste en que una posición aislada en la que exista desalineamiento supone en la señal de scanning una discontinuidad en la dimensión espacial. Esto implica, teniendo en cuenta que para detectar artefactos se calcula el ECM entre trazas adyacentes, que en estas posiciones se pueda producir detección de artefactos. Así, dichas posiciones se corrigen, por lo que el ruido de desalineamiento disminuye. Por lo tanto es importante darse cuenta de la etapa de corrección de artefactos sirve como complemento a la hora de corregir el desalineamiento, ya que los fallos de desalineamiento que se producen en la corrección del desalineamiento

debidos a la presencia de artefactos son corregidos precisamente en la etapa de corrección de artefactos.

La etapa de corrección de artefactos introduce distorsión en la señal de scanning; sin embargo, en condiciones habituales de registro de la señal de scanning (asociadas en los experimentos a los parámetros de contaminación de la señal de scanning de referencia) la distorsión introducida presenta energías que son despreciables en comparación con las energías dadas para otras fuentes de error (Fig. 31(c)). Sin embargo, cuando cambian las condiciones de contaminación de la señal de scanning, la energía de la distorsión por eliminación de artefactos puede variar. Un aumento del valor de la probabilidad de artefactos p_A o de la SNR del ruido de línea de base S_B puede producir un mayor número de posiciones allí donde la máscara de detección de artefactos se active, lo que implica un mayor número de correcciones y por lo tanto una mayor distorsión por corrección de artefactos (ver Fig. 34(e) y (k)). También un mayor nivel de desalineamiento de la señal de scanning de entrada al algoritmo, W , hace que la distorsión por eliminación de artefactos aumente (ver Fig. 34(h)). Para valores de W altos, la probabilidad de que la señal de scanning presente discontinuidades asociadas al desalineamiento aumenta y, por lo tanto, también aumenta la probabilidad de que se produzcan más detecciones de artefactos. Sin embargo la distorsión por corrección de artefactos sigue sin ser significativa aun para los valores más desfavorables de estos parámetros.

No ocurre lo mismo cuando varía relación señal-ruido del ruido blanco de la señal de scanning de entrada al algoritmo de procesado, S_N . Para energías de ruido blanco bajas o medias (valores de S_N altos o medios), la probabilidad de que en una cierta posición espacio-temporal de la señal de scanning el ruido provoque que el umbral de detección de artefactos haya sido superado y se active la máscara de detección es muy baja. Por lo tanto, en esas condiciones, la distorsión por corrección de artefactos muy pequeña. Sin embargo, a partir de un cierto nivel de ruido blanco suficientemente alto, la probabilidad de que se supere el umbral de detección de artefactos empieza a crecer muy deprisa conforme aumenta la energía del ruido. Así pues, para energías de ruido blanco muy altas (valores de S_N muy pequeños) la máscara de detección de artefactos se activa en para gran parte de las posiciones espacio-temporales de la señal de scanning. Esto tiene como consecuencia que la distorsión por corrección de artefactos aumente drásticamente (Fig. 34(b)), tanto como para considerar que en estas situaciones el algoritmo de procesado no está funcionando correctamente, ya que da como resultado señales de scanning cuya SNR es muy baja. Cabe señalar que esta situación no se da en condiciones habituales de registro de la señal de scanning; además, en caso de que las condiciones de ruido fueran inusualmente adversas, sería posible evitar este fenómeno ajustando convenientemente el parámetro umbral de detección de artefactos Umb . Aumentando el valor de dicho parámetro se consigue que el nivel de ruido blanco necesario para que la máscara de detección se active por efecto del mismo sea más alto, permitiendo de esta manera limitar la distorsión por corrección de artefactos. El precio a pagar en este caso es que se pierde algo de sensibilidad en la detección de artefactos, lo que podría suponer que el ruido de artefactos aumente ligeramente, algo que por otro lado tampoco es crítico teniendo en cuenta que la energía del ruido de artefactos es generalmente baja.

6.4. Funcionamiento de la cuarta etapa

La cuarta etapa del algoritmo de procesamiento consiste en un filtrado paso-bajo en el dominio espacial de la señal de scanning. En esta etapa se reduce el nivel de todos los tipos de ruido. En el caso del ruido blanco, la energía del ruido se ve atenuada tras esta etapa aproximadamente 8 dB (Fig. 31(h)). Cabe señalar que el ruido blanco es incorrelado y por lo tanto plano en toda la banda frecuencial. Así pues, dado que el tipo de filtro elegido para esta etapa en los experimentos es un filtro paso bajo ideal de frecuencia de corte 0.13, lo esperado teóricamente es que la energía de dicho ruido se reduzca en 8.86 dB, valor muy próximo al obtenido en los experimentos. Probablemente el hecho de que el valor teórico y el experimental no sean exactamente el mismo, sino que en el caso experimental sea algo inferior, se deba a que el paso del ruido blanco por las diferentes etapas del algoritmo de procesamiento haya provocado que dicho ruido no esté del todo incorrelado a la entrada del filtro paso bajo. El ruido de línea de base en esta etapa se comporta de forma muy similar al ruido blanco, debido a que este tipo de ruido está también incorrelado en la dimensión espacial. Consecuentemente, la energía del ruido de línea de base también se reduce en unos 8 dB tras el paso por esta etapa (Fig. 31(e)). Así pues el ruido de línea de base tras pasar por las diferentes etapas del algoritmo de procesamiento se reduce en unos 21 dB (aproximadamente 13 dB en la etapa de filtrado temporal, y unos 8 dB en el filtrado espacial) (Fig. 33(m)).

A la entrada de la cuarta etapa del algoritmo de procesamiento, el ruido de artefactos tiene una energía baja en comparación con el resto de componentes de ruido debido a que la etapa de corrección de artefactos es muy eficaz eliminando este tipo de ruido. Además, tras aplicar el filtrado en la dimensión espacial, la energía del ruido de artefactos se reduce aún más. La razón por la que ocurre esto es que el ruido de artefactos presenta variaciones rápidas en la dimensión espacial, lo que implica que gran parte de la energía de dicho ruido es de alta frecuencia y por lo tanto es eliminada por el filtro. En cuanto al ruido de desalineamiento, éste también presenta contenido en alta frecuencia en la dimensión espacial, por lo que el filtrado también reduce la energía del ruido de desalineamiento. Por último, cabe señalar que el filtrado en la dimensión espacial también reduce en parte la energía de la distorsión por eliminación de artefactos.

Así pues, esta etapa ayuda a reducir la energía de todas las componentes de ruido. Sin embargo, hay un precio a pagar que es la aparición de distorsión por filtrado en la dimensión espacial (Fig. 31(d)). Esto se debe a que el filtrado elimina componentes de alta frecuencia (en la dimensión espacial) de la señal de scanning fisiológica. No obstante esta distorsión no es significativa en las condiciones de los experimentos, y además no varía con respecto a las condiciones de contaminación de la señal de scanning (Fig. 34(c), (f), (i) y (l)). Teniendo en cuenta esto, podemos plantearnos bajar la frecuencia de corte del filtro para mejorar la eficacia del filtrado en la eliminación de los diferentes tipos de ruido, a cambio de que se aumente la energía de la distorsión por filtrado.

Un aspecto importante de esta cuarta etapa del nuevo algoritmo de procesamiento es que el filtrado espacial pierde efectividad cuando la máscara de detección de artefactos se activa en muchas posiciones, como ocurre por ejemplo cuando la probabilidad de artefactos es alta o cuando la S_B es baja. Esto, a su vez, conlleva una reducción de la SNR final de la señal de scanning. Lo que ocurre es que en aquellas posiciones en las que se activa la máscara de detección de artefactos se produce una interpolación lineal que implica que tanto el ruido

blanco como el de línea de base, que en principio están incorrelados en la dimensión espacial, dejen de estarlo para aquellas posiciones en las que se ha producido la corrección. Esto se traduce en que cambian las propiedades espectrales (en la dimensión espacial) de estos dos tipos de ruido, lo que implica que la energía de estos dos ruidos no se atenúa tanto como cuando el ruido está incorrelado. Este efecto se observa por ejemplo en la Fig. 33 (a) (e) (h) y (o).

6.5. Fuentes de ruido a la salida del algoritmo

En las condiciones de contaminación de la señal de scanning dadas por los parámetros de referencia, el ruido más significativo es el de desalineamiento, a pesar de que a la entrada del algoritmo de procesado no es el ruido que presenta la energía más alta. Teniendo en cuenta esto, puede concluirse que el ruido de desalineamiento es el más difícil de eliminar por parte del algoritmo de procesado, y por lo tanto la capacidad de cada una de las etapas del algoritmo para reducir la energía de este tipo de ruido es lo que condiciona la SNR final de la señal de scanning, como se observa en gran parte de los experimentos realizados. Además, el ruido de desalineamiento es significativo aún para valores bajos del parámetro W , que recordemos está relacionado con el nivel de desalineamiento de la señal de scanning de entrada al algoritmo de procesado. Esto lo podemos constatar en la Fig. 35(i), donde se observa que la SNR final depende fuertemente del valor de W . También podemos observar en la Fig. 33(j) cómo el valor de W condiciona la energía del ruido de desalineamiento a la salida del algoritmo, lo que implica que la SNR final está también condicionada por la energía del error de desalineamiento a la salida del algoritmo de procesado.

Los otros tres parámetros que regulan las condiciones de contaminación de la señal de scanning también influyen en la SNR final de la señal de scanning. En las condiciones de bajo ruido blanco a la entrada del algoritmo de procesado, el ruido de desalineamiento es el más significativo a la salida del algoritmo (Fig. 33 (b) y (d)) y por lo tanto la SNR final no varía conforme aumenta el ruido blanco (Fig. 35(a)). Sin embargo para valores altos de ruido blanco a la entrada del algoritmo de procesado, la SNR final comienza a disminuir porque el ruido blanco empieza a tener una energía comparable a la del ruido de desalineamiento. Si la energía de ruido blanco a la entrada del algoritmo de procesado es muy alta, entonces la distorsión por eliminación de artefactos crece drásticamente (Fig. 34(b)) y la SNR baja de forma más pronunciada (Fig. 35(a)).

Por otro lado, cuanto mayor es la probabilidad de artefactos p_A , menor es la SNR final de la señal de scanning. Un mayor valor de p_A implica que la energía de los cuatro tipos de ruido y de la distorsión por eliminación de artefactos sea más alta; sin embargo, lo que está condicionando la SNR final es el incremento de la energía del ruido de desalineamiento, ya que es claramente el tipo de ruido más significativo para la señal de scanning de salida del algoritmo de procesado. Es decir, que un aumento de la probabilidad de artefactos supone que el desalineamiento se corrija de forma menos eficaz, lo que hace que la SNR final sea más baja.

En cuanto a la dependencia de la SNR final con respecto a la relación señal ruido de línea de base a la entrada del algoritmo S_B , en condiciones de bajo o medio nivel de ruido de línea de base (valores altos y medios del parámetro S_B) la SNR final es independiente del

valor de S_B (Fig. 35(m)) debido a que el ruido de línea de base a la salida del algoritmo tiene una energía muy baja en comparación con la energía del ruido más significativo, que es el de desalineamiento. Sin embargo en condiciones de mucho nivel de ruido de línea de base a la entrada del algoritmo (valores bajos del parámetro S_B), la SNR comienza a descender ya que el ruido de línea de base existente en la salida del algoritmo de procesamiento es de un orden parecido al del ruido de desalineamiento.

6.6. Comparación del rendimiento de los algoritmos

Una vez analizado con detalle el funcionamiento del nuevo algoritmo de procesamiento es necesario evaluar su rendimiento y compararlo con el rendimiento del algoritmo de procesamiento clásico. Teniendo en cuenta los resultados expuestos en el capítulo anterior, podemos concluir que en condiciones habituales de registro de la señal de scanning, el rendimiento del nuevo algoritmo de procesamiento supera ampliamente al del algoritmo de procesamiento clásico. Utilizando el nuevo algoritmo de procesamiento se obtienen valores de SNR de salida más altos y errores de amplitud pico-pico más cercanos a cero que utilizando el algoritmo de procesamiento clásico con cualquiera de los tres valores del filtro de mediana estudiados en los experimentos (3, 5 y 7 muestras). Además, estas conclusiones son extrapolables a gran parte de las condiciones de contaminación de la señal de scanning estudiadas en los experimentos. Por lo tanto, en general, se puede afirmar que la señal de scanning procesada con el nuevo algoritmo tiene un menor nivel de ruido que la señal de scanning procesada con el algoritmo de procesamiento clásico y además presenta una forma de onda menos distorsionada con respecto a la forma de onda de la señal fisiológica. A continuación se analizarán estas observaciones con más detalle.

En general, cuanto mayor es el orden del filtro de mediana utilizado en el algoritmo de procesamiento clásico, mayor es la capacidad de dicho algoritmo para eliminar ruido, y por lo tanto mayores son los valores de SNR final obtenidos. Sin embargo, aún en el caso de utilizar un filtro de mediana de 7 muestras en el algoritmo de procesamiento clásico, los valores de SNR obtenidos siguen siendo inferiores a los obtenidos con el nuevo algoritmo de procesamiento (Fig. 32(b)). Más aún, si el valor del filtro de mediana es alto, el precio a pagar es que los valores del error de amplitud pico-pico obtenidos son muy negativos (Fig. 32(a)), hecho que está relacionado con una mayor distorsión de la forma de onda de la señal de scanning. Si, por el contrario, se eligen para el algoritmo de procesamiento clásico valores del filtro de mediana bajos, entonces los valores de error de amplitud pico-pico obtenidos pueden ser lo suficientemente pequeños como para competir con los dados en el nuevo algoritmo de procesamiento; sin embargo, en estos casos, la SNR obtenida con el algoritmo de procesamiento clásico es muy inferior a la obtenida con el nuevo algoritmo de procesamiento, ya que, en general, cuanto menor sea el valor del filtro de mediana, menor será la capacidad del algoritmo de procesamiento clásico para eliminar el ruido. Otro hecho importante es que la ganancia de SNR del nuevo algoritmo de procesamiento con respecto a la del algoritmo de procesamiento clásico, es en la práctica totalidad de los experimentos positiva. Esto implica que el nuevo algoritmo de procesamiento además de tener en términos de SNR un rendimiento superior, también tiene una gran fiabilidad en cuanto a dicho rendimiento, ya que ante una misma señal de scanning el uso del nuevo algoritmo de procesamiento nos asegura una ganancia respecto del procesamiento clásico.

Cabe señalar que estas ventajas dadas para el nuevo algoritmo de procesado se deben en primer lugar a que éste, a diferencia del algoritmo de procesado clásico, elimina el ruido de desalineamiento. Esto contribuye a que la SNR final del nuevo algoritmo de procesado sea más baja. Además, el filtrado en la dimensión espacial utilizado en el nuevo algoritmo de procesado es más eficaz eliminando ruido que el filtro de mediana, lo que contribuye a que la SNR sea aún menor. Hay que tener en cuenta que, en este sentido, es muy importante la etapa de eliminación de artefactos, ya que es esta la que posibilita la utilización de un filtro paso-bajo lineal e invariante temporal en el nuevo algoritmo de procesado en lugar de un filtro de mediana. Hay que ser consciente de que lo que permite que la etapa de corrección de artefactos funcione correctamente es el hecho de que antes de la misma se ha corregido el desalineamiento, ya que, si no fuera así, la señal de scanning presentaría una gran cantidad de discontinuidades debidas a que las diferentes trazas que la componen están desalineadas, lo que haría que la máscara de detección de artefactos se activara de forma errónea. Desde este punto de vista, la etapa de corrección de desalineamiento es también crucial e inseparable de la etapa de corrección de artefactos. Otro aspecto importante es que el filtro de mediana distorsiona más la forma de onda de la señal de scanning que el filtro paso-bajo, lo que explica que para el algoritmo de procesado clásico se den errores de amplitud pico-pico más negativos. Por último, también hay que tener en cuenta que el hecho de no corregir el desalineamiento por parte del algoritmo de procesado clásico implica que el filtrado altera aún más la forma de onda de la señal de scanning que si no hubiera desalineamiento, por lo que este hecho contribuye significativamente en que los errores de amplitud pico-pico tomen valores negativos para algoritmo de procesado clásico.

Además, hay que tener en cuenta a la hora de utilizar el filtro de mediana del algoritmo de procesado clásico, que si el filtro es de muy pocas muestras es posible que los artefactos no puedan ser eliminados en su totalidad. La no eliminación de artefactos supone en algunos de los experimentos valores de error de amplitud pico-pico muy altos, como los observados en las Fig. 32 (b) y 36 (d), (h), (l) y (o). Este efecto también se puede dar en menor medida para un filtro de mediana de 5 muestras, cuando la probabilidad de artefactos es alta (Fig. 36 (g)).

Por último, es importante analizar las particularidades que se dan en cuanto al rendimiento de los dos algoritmos de procesado cuando se varían los parámetros de contaminación de la señal de scanning. Cuanto mayor sea el grado de desalineamiento de la señal de scanning de entrada, en general mayores ganancias de SNR obtenemos. Esto se debe a que el nuevo algoritmo de procesado consta de una etapa de corrección del desalineamiento, por lo que es capaz de eliminar parte del ruido de desalineamiento de la señal de scanning, y además elimina más cantidad cuanto más ruido de desalineamiento haya a la entrada del algoritmo, algo que el algoritmo de procesado clásico no hace. Es por esta razón por lo que la diferencia entre la SNR obtenida con el nuevo algoritmo de procesado y la obtenida con el algoritmo de procesado clásico se incrementa cuando también lo hace el ruido de desalineamiento a la entrada del algoritmo. Sin embargo a partir de un cierto valor de W (que recordemos estaba relacionado con el nivel de desalineamiento de la señal de scanning a la entrada del algoritmo), la ganancia deja de crecer, probablemente debido a que el nuevo algoritmo de procesado tenga una capacidad limitada para eliminar el ruido de desalineamiento.

Además cuanto mayor sea el grado de desalineamiento de la señal de scanning de entrada más negativos son los errores de amplitud pico-pico para el caso del algoritmo de procesado clásico, debido a que el filtro de mediana recorta los picos de la señal de scanning de forma más abrupta si las diferentes trazas que la componen están desalineadas. Este fenómeno no se da para el nuevo algoritmo de procesado, donde el error de amplitud pico-pico es pequeño aun cuando el nivel de desalineamiento de la señal de scanning de entrada es alto. Esta ventaja asociada al nuevo algoritmo de procesado se debe, en primer lugar, a que el filtro paso-bajo utilizado en el nuevo algoritmo de procesado distorsiona menos la forma de onda de la señal de scanning y, en segundo lugar, a que para el nuevo algoritmo de procesado se corrige el desalineamiento antes del filtrado de la señal de scanning en la dimensión espacial, por lo que no se produce distorsión extra debida la aplicación del filtrado sobre trazas de la señal de scanning desalineadas como sí ocurre en el algoritmo de procesado clásico. Por lo tanto, en general, la diferencia en cuanto al rendimiento de los dos algoritmos de procesado se incrementa cuanto mayor nivel de desalineamiento exista en la señal de scanning de entrada al algoritmo de procesado. De hecho, para niveles de desalineamiento a la entrada del algoritmo pequeños, las diferencias en cuanto a rendimiento son pequeñas, aunque superiores en el caso del nuevo algoritmo de procesado.

A pesar de que el rendimiento del nuevo algoritmo de procesado es, en términos generales, claramente superior al del algoritmo de procesado clásico, éste también presenta algunas limitaciones. En primer lugar hay que tener en cuenta que para el nuevo algoritmo de procesado, cuanto mayor sea el grado de activación de la máscara de detección de artefactos menor es la efectividad con la que el filtro en la dimensión espacial elimina el ruido de línea de base y el ruido blanco. Debido a esa pérdida de efectividad, en esas situaciones se observa una pérdida de la ganancia de SNR, como se observa en la Fig. 35 (f), (g), (h), (n), (ñ) y (o). Sin embargo, aún en las condiciones de contaminación de la señal de scanning más adversas (es decir, cuando la probabilidad de artefactos es alta, o cuando el ruido de línea de base a la entrada del algoritmo es alto), la ganancia de SNR obtenida sigue siendo claramente positiva. Incluso en esas situaciones, el nuevo algoritmo de procesado presenta un rendimiento superior al del procesado clásico.

Otra limitación del nuevo algoritmo de procesado es que, para valores de ruido blanco muy altos, la máscara de detección de artefactos se activa en muchas posiciones espacio-temporales de la señal de scanning, lo que provoca que la distorsión por corrección de artefactos se haga muy alta. En estos casos, el nuevo algoritmo de procesado no está funcionando correctamente y la ganancia de SNR se hace negativa (Fig. 35 (b), (c) y (d)); además, el error de amplitud pico-pico dado para el nuevo algoritmo de procesado presenta en muchas de las realizaciones del experimento valores muy negativos debido a la distorsión de la forma de onda que sufre la señal de scanning (Fig. 36(a)). No obstante, tal y como ya se ha explicado anteriormente, es posible corregir este problema incrementando el valor del parámetro umbral de detección de artefactos.

Existen otro tipo de limitaciones del nuevo algoritmo de procesado relacionadas con la complejidad del algoritmo diseñado. En primer lugar, hay que tener en cuenta que esta complejidad implica que el coste computacional del nuevo algoritmo sea muy superior al del procesado clásico. Sin embargo, estas diferencias en cuanto a tiempo de cómputo entre los dos algoritmos son asumibles, ya que la capacidad de cómputo de los ordenadores actuales permite que el tiempo que se tarda en realizar el procesado de una señal de scanning utilizando el nuevo algoritmo de procesado sea bastante pequeño. En concreto, el

tiempo de ejecución en la implementación orientada al desarrollo y no optimizada en Matlab es de unos pocos segundos frente a la duración del registro que es de varios minutos. Este tiempo podría reducirse por debajo del segundo en una implementación orientada a la ejecución en C. Más importante es el hecho de que el nuevo algoritmo de procesamiento utiliza muchos más parámetros de funcionamiento que el algoritmo de procesamiento clásico, lo que implica que la calibración de dichos parámetros para ciertas condiciones de registro sea más costosa. Sin embargo, teniendo en cuenta que el nuevo algoritmo de procesamiento ha funcionado correctamente en un amplio rango de condiciones de contaminación de la señal de scanning diferentes con los parámetros fijos, parece que los parámetros de funcionamiento del algoritmo elegidos no requieren de una calibración adicional muy exhaustiva para que el algoritmo funcione correctamente.

7. Conclusiones y líneas futuras

7.1. Conclusiones

Durante el desarrollo de este proyecto se ha diseñado un algoritmo de procesamiento de señales de scanning-EMG que mejora el rendimiento dado por el algoritmo de procesamiento clásico. A diferencia de este último, el nuevo algoritmo de procesamiento es capaz de corregir el desalineamiento de la señal de scanning y de eliminar los artefactos sin utilizar un filtro de mediana. Por este motivo, el nuevo algoritmo elimina mejor el ruido presente en la señal de scanning y lo hace distorsionando menos la forma de onda de la señal, por lo que se obtienen valores de SNR más elevados y errores de amplitud pico-pico menos negativos. Esto cobrará especial relevancia al emplear el procesamiento como etapa de acondicionamiento previa a la extracción de información anatómica y fisiológica de la unidad motora. Además, como se ha comprobado en los experimentos, este mejor rendimiento dado por nuevo algoritmo se produce para un amplio rango de condiciones de contaminación de la señal de scanning, lo que asegura su robustez frente a variaciones en la calidad del registro. El estudio pormenorizado del funcionamiento del algoritmo presentado en la discusión proporciona, además, la guía para su adaptación a otras condiciones de registro e incluso al procesamiento de otras señales de distinta naturaleza.

7.2. Líneas futuras

- Se debería estudiar la implementación de algún método más eficiente para eliminar el desalineamiento utilizando la información que proporciona la señal de trigger obtenida en el proceso de registro. Esto reduciría el error de estimación del desalineamiento ya que minimizaría la influencia de los artefactos en el proceso de estimación del mismo.
- El nuevo algoritmo ha sido diseñado enfocado al procesamiento de señales de scanning-EMG registradas utilizando un electrodo de aguja concéntrica. Sin embargo también podría ser utilizado para procesar señales obtenidas mediante otro tipo de electrodos, como el de fibra simple. Para que el algoritmo funcione correctamente a la hora de procesar estas señales, sería necesario ajustar el valor de algunos de los parámetros de funcionamiento del algoritmo, ya que las características de la forma de onda de la señal de scanning pueden variar al utilizar otros tipos de electrodo.
- Una vez desarrollado un algoritmo de procesamiento que permite disponer de señales de scanning-EMG de suficiente calidad, es posible utilizar diferentes técnicas de estimación para, a partir de dichas señales inferir la estructura de la unidad motora bajo estudio. Precisamente éstas serán las próximas actuaciones en el marco del proyecto del Plan Nacional TEC2014-58947-R “Estimación de la estructura de la unidad motora a partir de registros de electromiografía de barrido (scanning-EMG) y electromiografía de superficie de alta densidad (HD-sEMG)”.

8. Referencias

- [1] Rodríguez, J., Navallas, J., & Malanda, A. (2010). Teaching a master student how to model the electrical potentials produced by the muscle. *International Journal of Engineering Education*, 26(6), 1391.
- [2] Navallas, J., Stålberg, E., & Rodríguez, J. (2012). *Scanning Electromyography*. En: "EMG methods for evaluation muscle and nerve function" Ed. Mark Schwartz. INTECH Open Access Publisher.
- [3] Stålberg, E., & Antoni, L. (1980). Electrophysiological cross section of the motor unit. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 43(6), 469-474.
- [4] Gootzen, T. H. (1990). Electrophysiological investigation of motor unit structure by means of scanning EMG. *Muscle Fiber and Motor Unit Action Potentials*. Katholieke Universiteit te Nijmegen, 89-106.
- [5] McGill, K. C., & Dorfman, L. J. (1984). High-resolution alignment of sampled waveforms. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, (6), 462-468.
- [6] Rodríguez-Falces, J., Navallas, J., Gila, L., Malanda, A., & Dimitrova, N. A. (2012). Influence of the shape of intracellular potentials on the morphology of single-fiber extracellular potentials in human muscle fibers. *Medical & biological engineering & computing*, 50(5), 447-460.
- [7] King, J. C., Dumitru, D., & Nandedkar, S. (1997). Concentric and single fiber electrode spatial recording characteristics. *Muscle & nerve*, 20(12), 1525-1533.
- [8] Navallas, J. (2008). Mathematical Modeling of Skeletal Muscle Architecture. Universidad Pública de Navarra.
- [9] Navallas, J., & Stålberg, E. (2009). Studying motor end-plate topography by means of scanning electromyography. *Clin Neurophysiol*, Vol. 120, No. 7, pp. 1335-1341.
- [10] Bodine-Fowler, S., Garfinkel, A., Roy, R. R., & Edgerton, V. R. (1990). Spatial distribution of muscle fibers within the territory of a motor unit. *Muscle & nerve*, 13(12), 1133-1145.
- [11] Hilton-Brown, P., & Stålberg, E. (1983). The motor unit in muscular dystrophy, a single fibre EMG and scanning EMG study. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 46(11), 981-995.
- [12] Hilton-Brown, P., & Stålberg, E. (1983). Motor unit size in muscular dystrophy, a macro EMG and scanning EMG study. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 46(11), 996-1005.
- [13] Stålberg, E., & Dioszeghy, P. (1991). Scanning EMG in normal muscle and in neuromuscular disorders. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology/Evoked Potentials Section*, 81(6), 403-416.
- [14] Stalberg, E., & Ekstedt, J. (1965, January). Propagation Velocity In Muscle Fibres During Work. In *Electroencephalography And Clinical Neurophysiology* (Vol. 19, No. 6, p. 618). Customer Relations Manager, Bay 15, Shannon Industrial Estate CO, Clare, Ireland: Elsevier SCI Ireland LTD.
- [15] Rodríguez-Carreño, I., Malanda-Trigueros, A., Gila-Useros, L., Navallas-Irujo, J., & Rodríguez-Falces, J. (2006). Filter design for cancellation of baseline-fluctuation in needle EMG recordings. *Computer methods and programs in biomedicine*, 81(1), 79-93.